



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

Intelligenza artificiale, competitività e strategia aziendale

Facoltà di Economia
Dipartimento di Diritto ed Economia delle Attività Produttive
Corso di Dottorato in Economia Aziendale

Francesco Antonio Rusciani
Matricola 1699231

Relatore
Prof. Michele Galeotti

A.A. 2024-2025

Intelligenza artificiale, competitività e strategia aziendale

INDICE

	Pag.
Introduzione.....	1
Capitolo 1: L’Intelligenza Artificiale nell’economia dell’azienda: applicazioni e aspetti coinvolti.....	4
1.1 Origini e sviluppo dell’IA in ambito aziendale.....	4
1.2 Machine learning e reti neurali: implicazioni metodologiche per le aziende.....	10
1.3 Effetti dell’IA sui processi decisionali aziendali.....	17
1.4 Opportunità e rischi dell’integrazione dell’IA nell’operatività aziendale.....	24
1.5 Profili giuridici e vincoli regolatori.....	29
1.6 Responsabilità sociale dell’impresa e prospettive sostenibili dell’IA.	37

Capitolo 2: L'Intelligenza Artificiale a supporto della competitività aziendale.....	44
2.1 Tecniche di automazione dei processi produttivi.....	44
2.2 Strumenti predittivi per la massimizzazione dei ricavi.....	51
2.3 L'IA e la competizione nel mercato globale.....	57
2.4 Processi decisionali potenziati da algoritmi avanzati.....	64
2.5 Metodologie per valutare i ritorni degli investimenti in AI.....	69
Capitolo 3: L'Intelligenza Artificiale nella gestione strategica dell'azienda.....	75
3.1 Principi di data mining per la pianificazione manageriale.....	75
3.2 Approcci di business intelligence: metriche e analisi operative.....	80
3.3 Impatto della robotica sulle strutture organizzative.....	83
3.4 Leadership e competenze richieste nei contesti AI-driven.....	87
3.5 Integrazione con software ERP e sistemi informativi.....	90
3.6 Forme di collaborazione con imprese e partner tecnologici.....	94
Capitolo 4: L'Intelligenza Artificiale per la misurazione della performance aziendale.....	99

4.1 Indicatori di performance e nuove metriche IA.....	99
4.2 Metodi di analisi predittiva nella valutazione dei risultati.....	102
4.3 Controllo di gestione e strumenti di pianificazione finanziaria con machine learning.....	105
4.4 Rappresentazione dei dati e supporti decisionali.....	108
4.5 Comparazione competitiva e benchmarking automatizzato.....	111
4.6 KPI emergenti in ambienti digitali.....	114
4.7 Sistemi di reporting evoluti per la governance d'azienda.....	118
Conclusioni.....	122
Bibliografia.....	125

Introduzione

L'evoluzione dei sistemi di Intelligenza Artificiale (IA) sta trasformando il modo in cui le imprese concepiscono strategie, processi operativi e strumenti di misurazione economico-finanziaria. La letteratura aziendale, da sempre sensibile alle mutazioni tecnologiche, sta osservando con crescente interesse l'intreccio fra modelli predittivi, logiche di creazione del valore e pratiche di rendicontazione. Questa tesi si colloca in tale orizzonte: mira a investigare, in chiave organica, come l'IA ridisegni le architetture decisionali, i sistemi di controllo e i meccanismi di governo societario, proponendo un itinerario che si dispiega lungo quattro capitoli interconnessi.

Nel primo capitolo, l'analisi storica ricostruisce il passaggio dagli esperimenti logico-deduttivi degli anni Cinquanta ai deep learning contemporanei. Segue la disamina delle implicazioni metodologiche del machine learning, con attenzione alle reti neurali e ai flussi decisionali che ne derivano. Viene poi affrontata la questione dei rischi operativi e delle opportunità di efficienza, cui si affiancano profili giuridici e vincoli regolatori: GDPR, responsabilità civile e tutela della concorrenza. La chiusura del capitolo introduce una prospettiva di sostenibilità, sottolineando la necessità di integrare parametri ambientali e sociali nei criteri di adozione algoritmica.

Il secondo capitolo si focalizza sul vantaggio differenziale che emerge dall'automazione dei processi produttivi, dall'uso di modelli predittivi per massimizzare i ricavi e dalla capacità di leggere in anticipo gli scenari di mercato globalizzati. Le tecniche di pricing dinamico, i motori di raccomandazione e i sistemi di manutenzione preventiva vengono discussi alla luce della teoria delle risorse e delle competenze, evidenziando la relazione fra apprendimento algoritmico, economie di scala dei dati e barriere all'imitazione. Uno spazio specifico è dedicato ai metodi di calcolo dei ritorni sull'investimento in sistemi basati sull'IA: Net Present Value probabilistici, real options integrate e indicatori che monetizzano la riduzione del rischio operativo.

Il terzo capitolo esplora le condizioni organizzative necessarie a valorizzare la potenza predittiva. Si apre con la pianificazione guidata dai dati, dove le reti LSTM e i modelli Prophet sostituiscono i forecast lineari, generando obiettivi periodici adattivi. Seguono il coordinamento cross-funzionale, l'allestimento di infrastrutture cloud-native e la nascita di ruoli ibridi (strategy-data translator, value architect e governance lead) che mediano fra contesto aziendale e dominio algoritmico. La riflessione prosegue con il tema della leadership: vengono messi in luce i tratti di una cultura organizzativa che premia la sperimentazione rapida, la trasparenza interpretativa e la sicurezza psicologica. Il capitolo si conclude analizzando le alleanze inter-impresa e i network di co-innovazione, nei quali la condivisione di dataset e la co-creazione di modelli creano una struttura di vantaggio collettivo difficilmente replicabile in solitaria.

Il quarto capitolo traduce gli stimoli raccolti nelle pagine che lo precedono in un quadro di controllo numerico. Vengono proposti indicatori inediti (Algorithmic Learning Velocity, Carbon Compute Intensity e Quantum of Bias Mitigated) accanto a metriche tradizionali rivisitate. L'analisi affronta quindi i metodi di valutazione predittiva, dal now-casting alla causal inference, mostrando come questi alimentino la pianificazione finanziaria con scenari probabilistici articolati. Ampio spazio è dedicato alle strutture di visual analytics, alla comparazione competitiva automatizzata basata su crawling intelligente e a un set di KPI emergenti che incorpora dimensioni ESG e qualità dei dati. Nella parte finale del capitolo, si illustrano i sistemi di reporting evoluti: data fabric di controllo, generate narrative su base quotidiana e dashboard multimodali che servono simultaneamente revisori, manager operativi e board direttivi.

Nel suo complesso, la tesi persegue tre scopi fondamentali. Primo, fornire un quadro teorico che colleghi letteratura aziendale, strategia d'impresa e studi sull'IA, chiarendo i nessi fra risorse informative, processi decisionali e generazione di risultato economico. Secondo, proporre un set di metriche che renda misurabili fenomeni finora sfuggenti (quali l'apprendimento algoritmico, gli impatti reputazionali e i costi energetici della computazione) e che ne favorisca l'inclusione nei bilanci gestionali. Terzo, offrire linee guida operative capaci di armonizzare

compliance legale, sostenibilità e ricerca di competitività, evitando sia l'entusiasmo irriflesso sia la paralisi dettata da timori regolatori.

In sintesi, il percorso proposto evidenzia che l'IA non è un semplice vettore di efficienza, bensì un paradigma destinato a ridefinire categorie aziendali, ruoli organizzativi e logiche di mercato. Comprendere, governare e misurare tale paradigma costituisce la sfida principale per gli studiosi e per i professionisti impegnati nella creazione di valore in un contesto d'impresa sempre più guidato dai dati.

Capitolo 1

L'IA nell'economia dell'azienda: applicazioni e aspetti coinvolti

1.1 Origini e sviluppo dell'IA in ambito aziendale

Numerose pubblicazioni accademiche collocano l'inizio formale dell'IA negli anni Cinquanta, periodo in cui alcuni ricercatori statunitensi promossero studi sperimentali su sistemi capaci di replicare, entro certi limiti, l'intuito umano¹. La conferenza di Dartmouth del 1956 segnò un momento di elevato valore simbolico, poiché convocò una ristretta cerchia di matematici, scienziati e ingegneri intenzionati a investigare algoritmi in grado di simulare capacità cognitive basilari. Alcuni tentativi iniziali puntavano a creare programmi deduttivi, mentre altri si concentravano su reti a ispirazione neurale già ipotizzate da autori come McCulloch e Pitts negli anni Quaranta. Vari studiosi delinearono modelli computazionali che ricorrevano alla logica proposizionale, convinti di poter codificare il ragionamento tramite regole generali. Altri gruppi di ricerca si dedicarono alla definizione di approcci che privilegiavano la statistica e il calcolo delle probabilità, generando un panorama in cui nacquero diverse sottocorrenti, spesso in competizione.

Numerose imprese americane osservarono, con crescente curiosità, quelle iniziative, poiché intravedevano possibili applicazioni a supporto di mansioni ripetitive². Le prospettive iniziali apparivano ancora acerbe, eppure la concezione di meccanismi in grado di apprendere da piccoli set di dati alimentò previsioni ottimistiche fra alcuni economisti, i quali ipotizzavano risparmi operativi significativi. Determinati laboratori corporativi aprirono divisioni di ricerca con

¹ Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.; McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence* [Manoscritto inedito].

² Galeotti, M. (2024). Dal sistema d'azienda al governo strategico. In *Scritti in onore di Umberto Bertini. Vol. 2.(DM)* (pp. 835-845). FrancoAngeli; Garzella, S., Capurro, R., & Galeotti, M. (2018). Mondo reale-tradizionale e mondo digitale, strategie aziendali e web intelligence: il futuro del controllo e della gestione delle informazioni. *Management Control: 2 supplemento*, 2018, 83-111.

l'intento di sperimentare simulazioni logiche su elaboratori mainframe, spinti dal desiderio di automatizzare processi di back office. Alcuni riferimenti storici³ evidenziano come la crescita di potenza dei calcolatori abbia incoraggiato la realizzazione di progetti di dimensioni progressivamente maggiori, nonostante vincoli tecnici e oneri ingenti.

Un decennio dopo, gli entusiasmi rallentarono poiché i finanziamenti vennero ridotti a fronte di risultati sperimentali talora inferiori alle attese⁴. Alcune imprese, tuttavia, mantennero piccoli team di sviluppo, nella speranza di utilizzare soluzioni parzialmente automatizzate per semplificare flussi d'ufficio. Anni più tardi, attraverso l'introduzione di elaboratori di nuova generazione, si verificò una moderata ripresa delle ricerche, accompagnata dal consolidamento dei cosiddetti "sistemi esperti". Queste piattaforme integravano ampi insiemi di regole codificate da professionisti di settore, con l'obiettivo di orientare decisioni in scenari complessi, spesso legati a manutenzione di impianti industriali o diagnosi tecniche. Alcuni studi⁵ testimoniano che tali sistemi riuscirono a garantire benefici in ambiti come la configurazione di prodotti informatici, producendo un impatto rilevante sul panorama dell'informatica gestionale. Molte aziende cominciarono a valutare l'inserimento di strumenti basati sull'IA, benché i costi di sviluppo apparissero elevati e la programmazione richiedesse competenze peculiari. Progetti su larga scala, come quelli avviati nei laboratori di ricerca giapponesi negli anni Ottanta, puntavano a creare macchine in grado di riconoscere pattern complessi e generare traduzioni semi-automatiche, aprendo così un percorso di prospettive verso l'internazionalizzazione dei mercati e l'elaborazione di testi. Ricercatori statunitensi e inglesi svilupparono tecniche di knowledge engineering, orientando l'attenzione verso i processi di acquisizione e rappresentazione della conoscenza.

Le speranze di ottenere sistemi realmente autonomi incontrarono però limiti tecnici legati alla limitata capacità di calcolo e alla difficoltà di reperire dataset sufficientemente estesi. Alcuni manager di grandi società abbandonarono i primi

³ Nilsson, N. J. (2010). *The quest for artificial intelligence*. Cambridge University Press.

⁴ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

⁵ Feigenbaum, E. A. (1988). Artificial intelligence: Themes in the second decade. *Artificial Intelligence*, 38(3), 295–317.

prototipi, scoraggiati dalla manutenzione complicata e dal disallineamento con le reali esigenze operative⁶. Una svolta più incisiva emerse fra la fine degli anni Novanta e i primi anni Duemila, quando l'incremento della potenza di elaborazione e l'avvento di Internet condussero a una disponibilità di dati voluminosi. Molti operatori, in particolare banche e aziende di telecomunicazioni, compresero che algoritmi di machine learning, progettati per individuare correlazioni nascoste, si prestavano a obiettivi di analisi predittiva, ottimizzazioni di portafogli finanziari e personalizzazioni dei servizi⁷.

Gli approcci statistici furono potenziati da metodologie per la riduzione della dimensionalità e la gestione di dataset eterogenei. I costi di archiviazione divennero più contenuti, favorendo l'accumulo di informazioni digitali sui comportamenti dei consumatori e sulle transazioni⁸. Molti reparti di business intelligence si organizzarono intorno a piattaforme in grado di estrarre pattern da archivi aziendali, predisponendo cruscotti di supporto alle decisioni. Gruppi di ricerca universitari iniziarono a collaborare con imprese private allo scopo di sperimentare algoritmi sempre più elaborati. Tecniche di data mining, reti neurali a più strati e successivamente deep learning diedero vita a un fervente interesse scientifico, rafforzato dai successi registrati in settori apparentemente lontani dalla gestione d'impresa, come il riconoscimento vocale o la visione artificiale.

L'applicazione in ambito aziendale si presentò multiforme: dal marketing personalizzato all'ottimizzazione logistica, dalla previsione delle vendite all'automazione di parte del customer service. Mentre i primi prototipi richiedevano infrastrutture dedicate, l'avvento del cloud computing consentì a organizzazioni di diverse dimensioni di sperimentare soluzioni su scala variabile. Nel periodo più recente, la proliferazione di framework open-source, unita alla crescente potenza delle Graphics Processing Units (GPU) e delle Tensor Processing Units (TPU), ha

⁶ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.

⁷ Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.

⁸ Paoloni, P., Manzo, M., & Procacci, V. (2023). The impact of the pandemic crisis on the digital transition process of Italian SMEs. *Management Control*, (2023/2 Suppl.).

moltiplicato i progetti IA, permettendo analisi in tempi assai ridotti e migliorando la qualità delle raccomandazioni generate dai motori di machine learning⁹. Alcuni marchi di rilievo hanno perfezionato chatbot, sistemi di robotica collaborativa e applicazioni di predictive maintenance, con riflessi incisivi sulla riduzione dei fermi di produzione.

Da un punto di vista manageriale, vari studiosi hanno discusso la cosiddetta prospettiva “data-driven enterprise”, secondo cui le decisioni vengono orientate in modo più sistematico attraverso l’impiego di software capaci di apprendere da archivi vasti e in perenne aggiornamento¹⁰. L’evoluzione non si è limitata all’aspetto tecnico, poiché i dibattiti sulle potenzialità e sui rischi etici delle procedure automatizzate hanno trovato sempre maggiore spazio in pubblicazioni internazionali. Contributi di studiosi quali Kaplan e Haenlein¹¹ hanno evidenziato il pericolo di generare discriminazioni involontarie, se gli algoritmi non vengono impostati con soglie di controllo e meccanismi di supervisione adeguati. Alcune imprese pionieristiche introdussero policy mirate all’uso responsabile dell’IA, con l’obiettivo di tutelare i dati e di promuovere processi di validazione trasparenti.

Il passaggio da regole esplicite a modelli di apprendimento basati su reti complesse ha imposto l’esigenza di elaborare tecniche di interpretabilità, specialmente in settori molto sensibili quali la sanità o la finanza. Il filone dell’Explainable AI, trattato in riviste come “Information Fusion” o “IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems”, mira a rendere più leggibili i criteri di classificazione e i punteggi di rischio generati da algoritmi profondi. All’interno delle imprese, la gestione delle risorse ha dovuto adattarsi, incoraggiando la nascita di figure professionali specializzate. Data scientist, ingegneri del machine learning e consulenti strategici hanno trovato uno spazio crescente nell’organico di realtà interessate a ottimizzare processi e a spronare la

⁹ LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.

¹⁰ Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.

¹¹ Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who’s the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

trasformazione digitale¹² con un taglio organico. L'impiego di metodologie iterative, come Agile e DevOps, si è diffuso anche in progetti IA, prevedendo cicli di rilascio frequenti e verifiche continue sul funzionamento di moduli algoritmici¹³.

Alcune strategie si sono focalizzate sull'assimilazione di startup innovative, nel tentativo di incorporare tecnologie e brevetti in modo rapido e integrato¹⁴. Una parte della ricerca internazionale si concentra sulla prospettiva macroeconomica, mettendo in luce come la propensione all'adozione di sistemi intelligenti possa influire sulla produttività aggregata e sul mercato del lavoro¹⁵. Determinati reparti subiscono ripercussioni connesse all'automazione di compiti ripetitivi, mentre altre unità ne beneficiano introducendo processi più flessibili. Vari analisti suggeriscono che le abilità creative e relazionali restino centrali, poiché l'IA eccelle nell'elaborazione veloce di correlazioni, ma fatica a replicare doti di leadership o empatia. Alcune imprese globali hanno investito somme ingenti per sviluppare modelli di deep reinforcement learning, finalizzati a strategie di ottimizzazione, e progetti di Natural Language Processing (NLP), per la comprensione di testi e la generazione di risposte in tempo quasi reale. In ambito manifatturiero, robotica intelligente e visione computerizzata supportano ispezioni di qualità e operazioni di assemblaggio, con l'obiettivo di aumentare la precisione in settori come l'automotive. Nei servizi, algoritmi di raccomandazione e analisi dei sentimenti guidano i reparti di marketing, mentre reti neurali ricorsive facilitano la sintesi di contenuti e la classificazione semantica.

¹² Scafarto, V., Dalwai, T., Ricci, F., & Della Corte, G. (2023). Digitalization and firm financial performance in healthcare: the mediating role of intellectual capital efficiency. *Sustainability*, 15(5), 4031.

¹³ Usai, A., Fiano, F., Petruzzelli, A. M., Paoloni, P., Briamonte, M. F., & Orlando, B. (2021). Unveiling the impact of the adoption of digital technologies on firms' innovation performance. *Journal of Business Research*, 133, 327-336.

¹⁴ Galeotti, M., Garzella, S., Fiorentino, R., & Della Corte, G. (2016). The strategic intelligence implications for information systems. *Management Control: 1*, 2016, 105-123; Bianchi Martini et al., 2024.

¹⁵ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

I progressi dell'IA in ambito aziendale, secondo Iansiti e Lakhani¹⁶, derivano dall'intersezione fra potenza computazionale, disponibilità di dati e maturazione di modelli matematici capaci di estrarre regolarità non banali da flussi informativi spesso disomogenei. Alcune linee di ricerca puntano verso l'evoluzione di sistemi di autoapprendimento che possano rivalutare la propria architettura interna, riducendo errori e ottimizzando prestazioni in modo continuo. Mentre l'IA tradizionale si basava su regole rigide, l'approccio contemporaneo integra formalismi statistici, analisi di segnali non strutturati e metodologie di deep learning, con la conseguenza di impiegare reti neurali profonde in innumerevoli ambiti.

Diversi fattori economici, come la pressione competitiva e la crescita di piattaforme digitali, rendono tali tecnologie interessanti per le organizzazioni che puntano a differenziarsi e ad ampliare la propria gamma di servizi¹⁷. Alcuni osservatori ritengono che le sinergie tra IA e tecnologie correlate, quali blockchain¹⁸ o Internet of Things (IoT), possano generare scenari di gestione più sofisticati. Dal punto di vista storico, si è passati da un periodo pionieristico a fasi di stallo e successivi slanci, con una traiettoria caratterizzata da incertezze ma anche da risultati tangibili in determinati settori verticali.

La tendenza odierna mira a rendere l'IA pervasiva e al tempo stesso più rispettosa della privacy e della correttezza dei risultati, sulla scia di linee guida promulgate da enti governativi e associazioni sovranazionali. Alcune ricerche raccomandano un approccio metodologico capace di connettere valutazioni economiche, analisi di sostenibilità, meccanismi di controllo qualità e attenzione agli impatti sul personale. L'evoluzione non appare linearmente predeterminata,

¹⁶ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

¹⁷ Scafarto, V., Dalwai, T., Ricci, F., & Della Corte, G. (2023). Digitalization and firm financial performance in healthcare: the mediating role of intellectual capital efficiency. *Sustainability*, 15(5), 4031.

¹⁸ Della Corte, G., Ricci, F., Modaffari, G., & Scafarto, V. (2021, November). Blockchain as a strategic enabler of agri-food sustainability. In *2021 IEEE international conference on technology management, operations and decisions (ICTMOD)* (pp. 1-6). IEEE.

perché risente di fattori culturali, economici e tecnici che variano a seconda dei contesti.

Ad oggi, permane la necessità di studi comparativi, volti a comprendere quali forme di IA ottengano un effetto più marcato sulle diverse aree aziendali, come la produzione, la logistica o la gestione delle risorse umane. Alcuni segnali fanno pensare a un progressivo consolidamento dei progetti legati alla manutenzione predittiva e alla customer experience personalizzata, grazie alla disponibilità di reti in grado di classificare dati testuali o immagini con precisione sempre maggiore. In definitiva, l'IA ha superato la fase iniziale in cui si pensava di replicare integralmente il comportamento umano per arrivare, oggi, a potenziare la capacità decisionale manageriale e ottimizzare processi complessi¹⁹. L'ambito aziendale, dunque, risulta un laboratorio privilegiato in cui si incontrano sperimentazione scientifica e pragmatismo imprenditoriale, con conseguenze su competitività, redditività e prospettive organizzative di più alto livello.

1.2 Machine learning e reti neurali: implicazioni metodologiche per le aziende

Il machine learning, così come le reti neurali, ha un notevole impatto metodologico per le aziende che desiderano migliorare l'analisi e aumentare la rapidità di risposta e l'accuratezza delle previsioni. Alcune di esse, motivate da una crescita internazionale, hanno iniziato ad utilizzare architetture neurali sofisticate utilizzando sempre più set di parametri e moderni dispositivi per il calcolo. Le reti neurali a strati multipli, dette anche Deep Neural Networks, sono un'evoluzione raffinata degli approcci piuttosto elementari derivati dai neuroni artificiali di McCulloch e Pitts, i quali hanno proposto una forma matematica preordinata del modello sinaptico²⁰. Altri, tra cui Hebb, si sono dedicati allo studio dell'apprendimento sinaptico e hanno proposto modalità di come i pesi di

¹⁹ LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.

²⁰ Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536.

connessione dovrebbero essere modificati, e in seguito hanno permesso la costruzione di algoritmi di backpropagation capaci di modificare le correzioni di un errore in grandi set di dati.

Le aziende sono, oggi, maggiormente interessate a queste procedure in quanto vi è consapevolezza, tra le altre, della capacità di scoprire relazioni complesse e non lineari in un insieme di variabili, che sono quasi sempre invisibili al restante uso delle tecniche di analisi di tipo statistico²¹.

Adottare soluzioni simili richiede una metodologia che include, come minimo, definire gli obiettivi aziendali, raccolta e pulizia dei dati, selezione delle architetture di rete appropriate, addestramento e validazione del modello, oltre che valutazione continua della qualità delle previsioni. Alcune aziende si concentrano su sistemi di machine learning supervisionato mentre altre preferiscono modelli di apprendimento non supervisionato, che mirano a scoprire gruppi o correlazioni all'interno di grandi volumi di dati. Altre aziende, ancora, sono più autonome nella loro decisione e utilizzano metodologie di apprendimento per rinforzo che cercano di potenziare le politiche decisionali del sistema in base alle ricompense provenienti dall'ambiente. Queste combinano diverse tecniche per formare architetture ibride altamente flessibili. Diverse divisioni, in particolare marketing e analisi dei consumatori, applicano reti neurali convoluzionali e ricorrenti (CNN e RNN) per la classificazione di immagini o testi mentre il controllo e la logistica usano metodi di previsione di regressione predittiva per monitorare le fluttuazioni della domanda.

Un'azienda di distribuzione potrebbe, per esempio, addestrare un modello per ottimizzare i percorsi di consegna tenendo conto di vari fattori come le ore di punta, le condizioni meteorologiche e il volume di traffico, utilizzando algoritmi che apprendono dai dati storici e li combinano con input in tempo reale²².

I cambiamenti sopra delineati hanno importanti implicazioni strategiche, inclusa la necessità di strutture appropriate per i sistemi informatici, poiché

²¹ Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.

²² Sutton, R. S. (2018). Reinforcement learning: An introduction. *A Bradford Book*.

l'addestramento delle reti neurali profonde richiede un notevole sforzo computazionale, particolarmente con set di dati multimediali o altamente eterogenei²³. Il passaggio ai servizi cloud insieme alla proliferazione di soluzioni come servizio ha reso la potenza di elaborazione più disponibile per una vasta gamma di organizzazioni di diverse dimensioni che cercano di implementare progetti di IA. Attualmente, molti laboratori di ricerca aziendale stanno cercando di stabilire pipeline di machine learning che includano estrazione delle caratteristiche, normalizzazione dei dati, partizionamento dei dati e cross-validation per proteggere contro l'overfitting. Un insieme corretto di iperparametri è definito attraverso l'uso di esperimenti iterativi, che coinvolgono ottimizzatori come Adam o RMSProp, noti per l'adattamento automatico del tasso di apprendimento.

In questo scenario, il ruolo dei data scientist appare indispensabile, perché tali figure sanno valutare la qualità dei dati e la coerenza delle etichette, gestendo valori mancanti e anomalie spesso presenti nei database. Le imprese che privilegiano metodi di deep learning si confrontano con questioni di interpretabilità, poiché i modelli a molteplici livelli nascosti risultano meno trasparenti. Alcuni ricercatori, come Lipton²⁴, suggeriscono di elaborare strumenti di Explainable AI, volti a generare metriche o visualizzazioni che consentano ai manager di comprendere i criteri di classificazione e di prevedere le condizioni in cui gli algoritmi possono commettere errori. Altre correnti di pensiero evidenziano l'importanza di valutare i bias potenzialmente incorporati nei dati di addestramento, riconoscendo che un modello di machine learning risulterà tanto più affidabile quanto più rappresentativo è il campione di esempi da cui apprende.

Numerosi studi sottolineano che l'aspetto metodologico riguarda non solo la scelta di una rete neurale, ma anche la definizione delle procedure di test e l'aggiornamento periodico del sistema, onde evitare il fenomeno del drift, in cui le condizioni reali cambiano e le previsioni del modello perdono di accuratezza²⁵. Le

²³ Galeotti, M., & Garzella, S. (Eds.). (2013). *Governo strategico dell'azienda: Prefazione del Prof. Umberto Bertini*. G Giappichelli Editore.

²⁴ Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *Queue*, 16(3), 31–57.

²⁵ Quionero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., & Lawrence, N. D. (Eds.). (2009). *Dataset shift in machine learning*. The MIT Press.

aziende che operano in settori volatili, come la finanza o il retail, curano con particolare attenzione i processi di retraining, sfruttando pipeline automatizzate che ricalibrano i parametri a intervalli regolari. Alcuni contesti richiedono latenze minime, per cui le reti neurali vengono ottimizzate tramite tecniche di quantizzazione (o pruning), riducendo la complessità dei calcoli senza sacrificare eccessivamente la precisione. Altre imprese si orientano verso approcci ensemble, che combinano l'uscita di molteplici reti specializzate, in modo da mitigare gli errori di un singolo modello e migliorare la robustezza predittiva.

La crescente disponibilità di framework open-source, come TensorFlow o PyTorch, ha permesso alle imprese di accelerare la fase di prototipazione, dedicando un'attenzione particolare alla sicurezza del codice e all'implementazione di procedure di versioning, indispensabili per tracciare le modifiche degli algoritmi²⁶. L'adozione di metodologie di machine learning introduce nuove implicazioni anche nell'ambito delle competenze organizzative. Molte aziende si trovano a istituire team interdisciplinari, composti da analisti di business, esperti di reti neurali e manager di prodotto, con l'intento di garantire un allineamento fra la visione strategica e gli aspetti tecnici. Vari studi²⁷ mettono in evidenza che la comprensione delle basi metodologiche del machine learning rappresenti un patrimonio essenziale per i decisori, specialmente quando si tratta di vagliare richieste di investimento e di valutare i rischi associati a iniziative sperimentali.

Alcune ricerche di frontiera, ad esempio nell'ambito dell'Automated Machine Learning (AutoML), propongono di automatizzare interamente la fase di selezione e ottimizzazione dei modelli, rendendo lo sviluppo di reti neurali accessibile anche a organizzazioni prive di un reparto IT fortemente strutturato. Si tratta di scenari che delineano una crescente democratizzazione dell'IA, anche se persistono ostacoli culturali e necessità di governance. Alcuni leader aziendali, spinti dal desiderio di anticipare la concorrenza, avviano progetti di machine learning senza aver chiarito con precisione gli obiettivi strategici e i KPI che consentiranno di valutarne l'efficacia. L'assetto metodologico, invece, richiede

²⁶ LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.

²⁷ Davenport, T. H. (2017). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 95(1), 21–29.

un'analisi preliminare delle metriche di successo, spesso rappresentate da indicatori di accuratezza, precisione, richiamo, o da parametri economici correlati ai profitti e al contenimento dei costi. Gli esperti suggeriscono di introdurre protocolli di validazione incrociata e di destinare risorse alla manutenzione del dataset, poiché i dati costituiscono la vera linfa di ogni rete neurale.

Operare nel contesto economico non implica un orizzonte meramente teorico: l'azienda, spinta da logiche di competitività, cerca di integrare i risultati degli algoritmi nelle scelte quotidiane, come la previsione di scorte e la definizione di strategie di prezzo²⁸. Le reti neurali, grazie alla loro flessibilità, si rivelano potenti e versatili, specialmente quando si utilizzano strati convoluzionali per estrarre pattern da immagini o reti LSTM e GRU per gestire sequenze di dati temporali. Numerose ricerche testimoniano che una corretta implementazione metodologica può conferire rapidità e precisione nell'individuare fenomeni prima non riconosciuti, offrendo un vantaggio concreto a chi sa interpretare correttamente i risultati²⁹. In ambiente industriale, per esempio, i sistemi di manutenzione predittiva basati su reti neurali analizzano flussi di dati da sensori, anticipando cedimenti di macchinari e riducendo interruzioni indesiderate. Le strategie di machine learning si estendono anche a meccanismi di raccomandazione personalizzata, sostegno alla definizione dei prezzi in modo dinamico e ottimizzazione della catena di fornitura, con implicazioni che spaziano dal monitoraggio dell'inventario fino alla riduzione degli sprechi.

Gli studi di Iansiti e Lakhani³⁰ hanno mostrato che la fusione di reti neurali con infrastrutture digitali porti a modelli di business radicalmente ripensati, in cui l'analisi dei dati diventa un fattore strategico per prevedere e reinterpretare la domanda. È essenziale, per chi gestisce l'aspetto organizzativo, impostare sin dalle prime fasi un iter metodologico capace di coniugare rigore matematico e visione di

²⁸ Galeotti, M., Garzella, S., Fiorentino, R., & Della Corte, G. (2016). The strategic intelligence implications for information systems. *Management Control: 1*, 2016, 105-123.

²⁹ Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.

³⁰ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

mercato. L'area delle reti neurali, in particolare, si arricchisce costantemente di novità, come i Transformer e le variational autoencoders, inducendo i dipartimenti aziendali a instaurare programmi di formazione continua per il personale specializzato. Gli investimenti nella ricerca e sviluppo interno, assieme alla collaborazione con università e istituti esterni, danno modo di acquisire competenze fresche e di sperimentare tecniche all'avanguardia.

Da una prospettiva metodologica, si profila quindi l'urgenza di studiare strategie per monitorare i rischi correlati al modello, specialmente quando i risultati offerti dalla rete neurale incidono su processi critici, come l'erogazione di crediti o la selezione di candidati al lavoro. Alcuni ambienti normativi, però, impongono trasparenza e controllo su algoritmi automatizzati, obbligando le imprese a documentare i passaggi adottati per collaudare e validare la rete. Il tema dell'equità algoritmica si connette, infatti, alle scelte metodologiche, perché un addestramento viziato da dati storici sbilanciati può innescare discriminazioni di cui i manager potrebbero non accorgersi inizialmente³¹.

La consapevolezza di questi rischi ha spinto alcuni attori ad allestire comitati di supervisione, dotati di competenze eterogenee, con l'intento di vagliare l'impatto delle decisioni automatizzate. Le implicazioni metodologiche coinvolgono anche piani di manutenzione del modello, perché una rete neurale tende a degradare le prestazioni quando emergono nuovi pattern non previsti dal training iniziale. Meccanismi di online learning, o strategie di continuous learning, offrono la possibilità di aggiornare i pesi della rete in modo incrementale, a patto che si gestiscano correttamente i conflitti fra informazione vecchia e nuova. La scelta di architetture ricorrenti o di reti con attenzione multi-head, come quelle impiegate nell'elaborazione del linguaggio naturale, deriva da considerazioni specifiche su volumi, varietà e velocità dei dati. Aziende attive nel settore e-commerce, per esempio, ricorrono a BERT o GPT per analisi semantiche dei feedback dei clienti,

³¹ Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

allestendo sistemi di sentiment analysis e generatori di testo che vanno oltre la semplice classificazione.

Da un punto di vista manageriale, coordinare i progetti di machine learning implica la definizione di processi di governance adatti a garantire la qualità e la sicurezza dei dati. Alcuni leader d'impresa rivolgono uno sguardo all'esternalizzazione, affidandosi a fornitori specializzati che forniscono piattaforme e consulenze, mentre altri preferiscono una strategia in-house, con centri di competenza interni e partnership selezionate³². Qualunque sia la scelta, la gestione dei progetti di rete neurale e machine learning appare fortemente correlata a una pianificazione articolata e a una supervisione costante, perché il successo nel tempo si basa sulla capacità di integrare nuovi dati, sperimentare ipotesi alternative e correggere tempestivamente le deviazioni.

Le prospettive metodologiche delle reti neurali in azienda, dunque, vanno dal disegno di pipeline di pre-elaborazione, alla scelta del modello più adatto, all'implementazione in ambienti di produzione che richiedono latenza ridotta e massima disponibilità. Numerosi studi di letteratura³³ sottolineano che le implicazioni di questi strumenti travalicano la dimensione meramente operativa, influenzando sulla cultura organizzativa e incentivando la nascita di strutture decisionali basate su evidenze quantitativamente fondate.

Le aziende, oggi, hanno l'opportunità di sfruttare algoritmi in continuo aggiornamento, purché si evitino scelte improvvisate e si riservi un'attenzione adeguata alla validazione costante del modello. Machine learning e reti neurali, dal punto di vista metodologico, trascendono lo sviluppo di algoritmi fini a sé stessi, spingendo i responsabili di progetto a elaborare strategie di più ampio respiro, capaci di integrare competenze tecnologiche, finanziarie e organizzative in un percorso di crescita che non si esaurisce in pochi cicli di training.

³² Roetzer, P., & Kaput, M. (2022). *Marketing artificial intelligence: AI, marketing, and the future of business*. BenBella Books.

³³ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

1.3 Effetti dell'IA sui processi decisionali aziendali

La pervasività delle tecnologie di IA incide in modo sostanziale sui processi di definizione e revisione delle decisioni aziendali. Molte organizzazioni, incluse quelle che operano con strutture di governance tradizionali, hanno iniziato a incorporare algoritmi di apprendimento automatico e modelli predittivi nei loro flussi informativi, perseguendo l'obiettivo di migliorare le valutazioni e reagire a fenomeni imprevedibili con maggiore prontezza. Alcuni studi³⁴ mostrano che la capacità di rielaborare i dati attraverso reti neurali e sistemi di machine learning modifica la natura delle discussioni nei comitati direttivi, poiché i decisori ricevono prospetti analitici molto più approfonditi di quelli forniti dagli strumenti di controllo convenzionali. Riduzioni dei tempi di analisi e molteplicità di insight rappresentano effetti tangibili, ma gli impatti più rilevanti emergono nelle dinamiche di comunicazione interna, nelle interazioni fra reparti e nei meccanismi di condivisione della conoscenza.

Alcuni responsabili di business development notano che la disponibilità di algoritmi di IA accelera la raccolta di indicazioni sulle tendenze di mercato. Altri manager, focalizzati su attività operative, si affidano a piattaforme intelligenti che segnalano in modo tempestivo variazioni nella domanda, interruzioni di fornitura e oscillazioni dei prezzi delle materie prime. Numerose ricerche³⁵ evidenziano che l'inclusione di modelli di apprendimento continuo nei software di gestione alimenta una trasformazione progressiva dei processi decisionali: le imprese adottano dashboard predittive, collegate a database in tempo reale, che forniscono proiezioni basate sullo storico e su pattern correnti. La conseguenza più immediata si manifesta nel passaggio da una logica reattiva a una mentalità prospettica, in cui i vertici organizzativi calibrano la strategia con maggiore anticipo e con flessibilità.

Un'azienda specializzata nella distribuzione al dettaglio, per esempio, può sfruttare algoritmi di IA finalizzati a segmentare la clientela, riconoscendo cluster

³⁴ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.

³⁵ Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.

di consumatori accomunati da preferenze o propensioni all'acquisto simili. Al momento di elaborare piani commerciali, i responsabili di prodotto ricevono un supporto concreto nella definizione di promozioni, assortimenti e politiche di prezzo. Il flusso decisionale tende a strutturarsi secondo procedure iterative, in cui i modelli di machine learning vengono addestrati su dati sempre più ricchi e la loro accuratezza aumenta in parallelo all'accumulazione di informazioni. Una conseguenza di questa trasformazione consiste nel rendere meno rigida la separazione fra chi dirige e chi esegue, giacché le piattaforme digitali non si limitano a generare rapporti passivi, ma offrono indicazioni operative. Alcuni reparti preferiscono avviare sessioni di simulazione, confrontando scenari ipotetici che divergono per combinazioni di parametri quali volumi di vendita, scontistiche o costi logistici.

Le implicazioni sui flussi decisionali coinvolgono anche il fattore umano, poiché la percezione di un supporto algoritmico modifica il ruolo dei manager e la loro fiducia nell'intuito personale³⁶. Sistemi di deep learning, addestrati su archivi estesi, forniscono suggerimenti che talvolta smentiscono l'esperienza maturata negli anni, e tale circostanza può generare attriti se non gestita con un'adeguata cultura dell'analisi. Da un lato si profilano vantaggi, come la possibilità di individuare correlazioni nascoste e anticipare segnali di difficoltà, dall'altro possono sorgere difficoltà nell'accettare previsioni contrarie a consolidate abitudini. Il flusso informativo cambia forma, acquisendo una connotazione più tecnica e quantitativa: i meeting includono presentazioni di modelli statistici, check periodici di indicatori predittivi e valutazioni delle soglie di confidenza.

La direzione centrale, in alcune realtà, affida alle piattaforme AI la funzione di pre-filtrare le alternative meno vantaggiose, così da concentrare l'attenzione del top management su ipotesi di intervento più aderenti agli obiettivi generali. Malgrado l'automazione, ogni scenario rilevante passa al vaglio di un confronto interfunzionale, che contempla la partecipazione di specialisti e key users. Ricercatori come Russell e Norvig³⁷ sottolineano che una governance efficace si

³⁶ Davenport, T. H. (2017). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 95(1), 21–29.

³⁷ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

basa su procedure di audit algoritmico, con l'intento di verificare la correttezza e la trasparenza dei criteri di elaborazione. La coabitazione di manager umani e modelli computazionali genera un modello ibrido di decisione, dove la macchina propone e l'uomo valuta.

Il flusso decisionale, in queste condizioni, presenta una maggiore puntualità, poiché l'IA può segnalare situazioni anomale in tempo quasi reale. Una catena di vendita al dettaglio, per esempio, registra variazioni di affluenza e reagisce con aggiustamenti nelle forniture, mantenendo le scorte in equilibrio senza eccessi o penurie. Le reti neurali impiegate per la previsione della domanda aggregano i flussi di dati provenienti dai punti vendita, da social network e da fattori macroeconomici, restituendo trend di medio periodo. Il top management ottiene un quadro più granulare, superando la logica dei semplici indicatori tradizionali.

Certe imprese adottano strumenti di decision intelligence per combinare i risultati dei modelli predittivi con dati di scenario qualitativi, consultando analisti di settore o consulenti esperti di fenomeni geopolitici. Il risultato non si limita a una mera sintesi numerica, ma si traduce in vere e proprie linee guida, generate in modo semi-automatico, che includono analisi di sensitività e valutazioni di rischio. La discussione manageriale diventa più articolata e si sofferma su possibili vie d'azione che emergono dalle simulazioni. Alcune ricerche³⁸ evidenziano come l'impiego di sistemi algoritmici per la definizione di priorità strategiche generi un nuovo equilibrio: i dirigenti non si basano più esclusivamente sull'esperienza soggettiva, ma interpretano i dati prodotti dalle reti neurali.

Il flusso decisionale, quindi, guadagna in rapidità e precisione, sebbene le fasi di validazione richiedano un impegno non trascurabile. L'addestramento dei modelli, la pulizia dei dati e la manutenzione degli strumenti di analisi comportano processi continui di verifica, pena il rischio di degradamento delle previsioni quando le condizioni ambientali cambiano. Alcuni autori³⁹ mettono in luce il

³⁸ Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

³⁹ Quionero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., & Lawrence, N. D. (Eds.). (2009). *Dataset shift in machine learning*. The MIT Press.

concetto di dataset shift, per cui i dati su cui l'algoritmo è stato preparato non corrispondono più allo stato attuale del contesto economico. Le imprese reagiscono implementando pipeline di retraining periodico, con valutazioni di performance e controlli incrociati su sottoinsiemi dei dati.

Un'ulteriore novità riguarda la catena gerarchica: i reparti che possiedono skill analitiche di spicco guadagnano centralità, mentre le tradizionali funzioni operative possono mutare ruolo, trovandosi a collaborare strettamente con i team di data science. Il flusso decisionale si popola di step di consultazione tecnica, finalizzati a chiarire gli output degli algoritmi e a interpretarne correttamente le indicazioni. Un e-commerce, per esempio, potrebbe collegare il sistema di raccomandazioni alla strategia di pricing, e ciò implica un confronto costante fra gli esperti di marketing e gli sviluppatori di reti neurali⁴⁰. La finalità è garantire coerenza fra le raccomandazioni del motore AI e i vincoli commerciali, come i margini di profitto o le direttive della dirigenza.

Talune organizzazioni, spinte dalla necessità di adeguarsi a standard di trasparenza e responsabilità, istituiscono comitati destinati alla supervisione delle decisioni automatizzate, soprattutto in presenza di processi delicati, quali l'erogazione di servizi finanziari o la selezione del personale. Numerose pubblicazioni evidenziano che l'inclusione di una prospettiva multidisciplinare consente di intercettare potenziali bias negli algoritmi, riducendo il pericolo di discriminazioni⁴¹. La questione diventa ancora più articolata in contesti regolati da normative rigorose, come la sanità o la sicurezza, in cui l'IA supporta, ma non sostituisce, le valutazioni umane.

La gestione di flussi decisionali potenziati dalle macchine incide anche sulla tempistica delle riunioni strategiche. Un tempo le grandi imprese si riunivano con cadenze mensili o trimestrali per analizzare i dati storici e impostare i piani futuri. Le piattaforme di IA, invece, producono insight quasi quotidiani, suggerendo

⁴⁰ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

⁴¹ Roetzer, P., & Kaput, M. (2022). *Marketing artificial intelligence: AI, marketing, and the future of business*. BenBella Books.

un'analisi più fluida e in continuo divenire delle possibili misure da attuare. Il concetto di continuous decision-making⁴², sposta l'attenzione dal decision-making periodico a una modalità iterativa. La conseguenza è un'operatività più flessibile, in cui i modelli computazionali svolgono un ruolo di filtro, avvisando i manager solo quando si manifestano anomalie o opportunità di grande rilievo.

Un altro aspetto di rilievo riguarda la valutazione dell'affidabilità delle previsioni. Molte aziende scelgono di misurare con cura l'accuratezza dei sistemi, introducendo metriche come precision, recall e F1-score, calibrate al contesto specifico in cui viene impiegato l'algoritmo. L'interpretabilità rappresenta un tema molto discusso, perché le reti neurali profonde, ricche di strati nascosti, possono risultare opache a chi non possiede competenze in merito⁴³. Alcuni reparti preferiscono quindi soluzioni meno sofisticate ma più leggibili, sostenendo che la comprensione delle logiche di elaborazione risulti cruciale per realizzare decisioni robuste. Altri scelgono sistemi più complessi, accettando un minore controllo sulla trasparenza degli algoritmi in cambio di risultati predittivi più accurati.

La tendenza a basare i processi su dati di alta qualità e su algoritmi di IA stimola una progressiva integrazione fra i sistemi interni. Le piattaforme ERP si collegano a motori predittivi, inviando e ricevendo indicatori su vendite, magazzino e perfino parametri produttivi. L'analisi incrociata di tali informazioni trasforma le riunioni di coordinamento in sessioni di valutazione di scenari: i manager analizzano i punteggi di rischio, confrontano ipotesi e definiscono un set di azioni prioritarie, attenendosi alle raccomandazioni della piattaforma quando i dati suggeriscono correzioni. La percezione della velocità di mutamento, descritta da alcuni autori⁴⁴, rafforza l'esigenza di un processo decisionale più continuo, contraddistinto da aggiornamenti periodici sui parametri di soglia che innescano gli alert.

⁴² Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.

⁴³ Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *Queue*, 16(3), 31–57.

⁴⁴ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

Gli effetti dell'IA sui flussi decisionali appaiono, dunque, di ampia portata. Da un lato c'è la prospettiva di un uso intensivo dell'automazione, che accelera i passaggi di analisi e permette una distribuzione più rapida delle informazioni. Dall'altro emergono considerazioni di tipo organizzativo, perché la presenza di sistemi computazionali che elaborano raccomandazioni incide sulle gerarchie, riducendo alcuni livelli intermedi e rafforzando la cooperazione tra reparti specializzati. Numerosi autori suggeriscono di affiancare all'IA un quadro di controllo e auditing che includa parametri di qualità, protocolli di sicurezza e linee guida per la gestione etica del dato⁴⁵.

Le tempistiche di risposta migliorano, ma l'adozione di algoritmi che evolvono nel tempo impone anche la necessità di revisioni periodiche. Alcune imprese ristrutturano il flusso decisionale in cicli più brevi, come sprint settimanali o mensili, in cui vengono analizzate le performance del sistema e si decide se procedere con un nuovo addestramento o un aggiornamento dei dataset. Nei contesti regolamentati, come la finanza, gli organismi di vigilanza iniziano a richiedere prove documentali sulla corretta gestione dei modelli, imponendo di archiviare i log delle elaborazioni e di specificare i criteri di validazione. Molti esperti⁴⁶ ritengono che si stia assistendo a un passaggio decisivo nella storia del management, in cui la scienza dei dati supporta il processo decisionale aziendale con livelli di accuratezza mai visti in passato.

L'unione fra analisi algoritmica e competenza manageriale influenza persino il modo in cui si conducono i processi di budgeting e pianificazione strategica. I flussi di cassa previsionali, calcolati con reti neurali addestrate su serie storiche e segnali macroeconomici, alimentano proposte di spesa e valutazioni di priorità nei progetti di sviluppo. I team finanziari confrontano i parametri delle proiezioni automatiche con valutazioni qualitative, e tale raffronto arricchisce di prospettive la discussione finale. Alcuni dirigenti ipotizzano che il ricorso all'IA possa persino

⁴⁵ Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

⁴⁶ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

svelare opportunità non considerate in precedenza, come mercati da esplorare o segmenti di clientela in espansione.

L'influenza dell'IA sui flussi decisionali rappresenta, in sostanza, un fenomeno sfaccettato, poiché abbraccia la struttura gerarchica, le competenze richieste, la velocità e la qualità del dibattito interno, nonché la correlazione fra strategie e analisi quantitativa. La letteratura⁴⁷ esamina casi in cui la progressiva integrazione di modelli intelligenti trasforma radicalmente il *modus operandi* di interi comparti. Un aspetto particolarmente rilevante riguarda la distribuzione del potere informativo, visto che le piattaforme AI consentono a un ampio numero di attori interni di accedere a prospetti sintetici e indicatori aggiornati. Il processo di decision-making diventa più condiviso e meno ancorato alle intuizioni dei singoli dirigenti, introducendo un approccio metodologico fondato su evidenze oggettive.

Molti analisti ritengono che i benefici superino i rischi, sempre che si introducano misure adeguate di governance e monitoraggio. La spinta verso un decision-making più data-driven conduce a una cultura aziendale maggiormente centrata sulla performance misurabile e sull'agilità operativa. L'implementazione di procedure di validazione e di modelli di Explainable AI, in alcuni contesti, rappresenta un requisito imprescindibile per mantenere elevati livelli di fiducia interna. Il panorama attuale, caratterizzato dalla crescente potenza di calcolo e dalla disponibilità di dataset sempre più estesi, rende plausibile ipotizzare che l'IA diventerà parte integrante delle dinamiche decisionali in una varietà di settori, dalla manifattura alla distribuzione e dai servizi finanziari al comparto sanitario.

Le prospettive di ricerca, infine, si concentrano sull'equilibrio fra automazione e controllo umano, cercando di chiarire in quali circostanze la componente algoritmica debba prevalere e in quali ambiti sia indispensabile conservare forme di supervisione umana. Numerose pubblicazioni⁴⁸ segnalano che l'evoluzione delle competenze richieste nei ruoli manageriali passi attraverso

⁴⁷ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

⁴⁸ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

un'alfabetizzazione ai principi della data science, rendendo più fluido il dialogo fra chi costruisce i modelli e chi decide gli investimenti. Il contributo dell'IA incide in modo concreto sui flussi decisionali, apportando rapidità, scalabilità e granularità di analisi, con ripercussioni che stanno già plasmandone la fisionomia.

1.4 Opportunità e rischi dell'integrazione dell'IA nell'operatività aziendale

L'integrazione di procedure IA nell'operatività aziendale appare carica di potenzialità redditizie e di questioni problematiche, poiché gli algoritmi possono incrementare l'affidabilità delle previsioni ma, contemporaneamente, esporre l'impresa a nuove sfide di natura culturale, organizzativa e regolatoria. Molti dirigenti individuano nei modelli basati su machine learning la possibilità di analizzare flussi di dati ad alta frequenza e quantità, così da individuare, con buona tempestività, trend di mercato e opportunità nascoste. Altri sottolineano che le soluzioni IA offrono un supporto di livello superiore, attraverso algoritmi di apprendimento automatico che riducono i tempi di calcolo e forniscono dashboard evolute in grado di illustrare correlazioni fra variabili interne ed esterne⁴⁹. Alcuni esempi comprendono software di manutenzione predittiva che elaborano dati provenienti da sensori, con la finalità di evitare guasti costosi, oppure motori di raccomandazione che incrementano la personalizzazione delle offerte verso i clienti. L'orizzonte tecnologico, in questo senso, appare davvero articolato e capace di influire su più livelli: dal marketing alla supply chain, dalle risorse umane alla finanza. Analisti di business e responsabili di linea, affiancati dai data scientist, trovano nelle procedure IA una fonte di informazioni attendibili, utili per consolidare la bontà dei piani d'azione.

Al tempo stesso, l'impresa che ospita questi strumenti si trova a fronteggiare una serie di rischi di varia natura. La transizione verso metodi di apprendimento automatico richiede investimenti consistenti: infrastrutture di calcolo, figure

⁴⁹ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.

specializzate, processi di integrazione con sistemi informativi esistenti. In più, la qualità dei dati rappresenta un presupposto necessario, perché algoritmi privi di input equilibrati o alimentati da set eterogenei possono restituire stime distorte⁵⁰. Alcuni manager riferiscono la necessità di procedere a una pulizia e uniformazione dei database, attività che spesso comportano costi e tempi di realizzazione lunghi. Altri aspetti riguardano la gestione degli aggiornamenti, poiché i modelli di machine learning rischiano di diventare obsoleti quando il contesto subisce variazioni rapide. I processi di retraining devono essere pianificati e monitorati, con l'obiettivo di mantenere alta la coerenza delle previsioni. In mancanza di meccanismi di sorveglianza adeguati, l'impresa potrebbe prendere decisioni su dati superati o inquinati da bias⁵¹.

Uno dei vantaggi più citati riguarda la rapidità con cui gli algoritmi riescono a estrarre pattern, persino in archivi di dimensioni elevate. Il processo decisionale guadagna fluidità e l'area manageriale beneficia della possibilità di consultare prospetti probabilistici, capire le tendenze in anticipo e impostare azioni correttive. Alcune aziende hanno creato team ibridi composti da analisti quantitativi e responsabili di prodotto, cosicché la collaborazione fattiva tra competenze specialistiche e conoscenza settoriale produca un risultato superiore. Tale collaborazione fattiva risulta preziosa quando si tratta di definire modelli previsionali, personalizzazioni e protocolli di intervento, perché l'IA fornisce indicazioni fondate su logiche statistiche, mentre l'apporto umano traduce quelle indicazioni in azioni pragmatiche, calibrate sulle specificità aziendali⁵². Il potenziale beneficio è evidente: riduzione dei tempi di ricerca, segmentazione più fine, stimoli all'innovazione dei processi. Anche la gestione dei rapporti con la clientela conosce un salto di qualità, poiché i sistemi di NLP e i chatbot automatizzati offrono canali di contatto continuo con i consumatori, alleggerendo il lavoro del call center e rendendo più rapida la risposta a quesiti semplici. La

⁵⁰ Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.

⁵¹ Quionero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., & Lawrence, N. D. (Eds.). (2009). *Dataset shift in machine learning*. The MIT Press.

⁵² Davenport, T. H. (2017). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 95(1), 21–29.

riconoscenza vocale e l'analisi semantica dei testi ampliano l'orizzonte delle applicazioni, consentendo di estrarre sentiment e preferenze dai commenti online.

All'interno degli scenari di produzione e logistica, si delineano prospettive di ottimizzazione dei flussi operativi. Alcune industrie adottano robotica collaborativa che si basa su algoritmi di computer vision e deep learning per movimentare articoli o coordinare assemblaggi. Determinate linee di montaggio, arricchite da sensori intelligenti, comunicano in tempo reale agli algoritmi eventuali scostamenti dallo standard, favorendo un controllo istantaneo della qualità. I vantaggi sono stati documentati in studi che collegano la presenza di procedure IA a una riduzione degli errori e a un uso più efficace delle risorse⁵³. Altre ricerche fanno notare che la gestione dinamica delle scorte, basata su modelli di previsione della domanda, garantisce risparmi considerevoli in termini di spazi di magazzino e riduce la probabilità di esaurimento. L'automazione spinta di certe attività operative, tuttavia, può suscitare resistenze fra i dipendenti, i quali temono di essere sostituiti o di subire un ridimensionamento del ruolo. È indispensabile, in questa fase, attuare politiche di formazione e riconversione delle mansioni, puntando a integrare il lavoro umano con le potenzialità algoritmiche. Molti esperti, incluse figure di spicco nelle business school internazionali, ritengono che la collaborazione fra dipendenti e IA produca esiti migliori rispetto a un approccio di pura sostituzione⁵⁴.

Un rischio sempre più discusso concerne la “black box” degli algoritmi di deep learning, che mostrano prestazioni di alto livello ma raramente offrono trasparenza sui criteri di decisione. Si assiste a una crescita dell'attenzione verso metodi di Explainable AI (XAI), progettati per fornire report interpretativi sul funzionamento interno dei modelli. Vari autori⁵⁵ sostengono che la poca trasparenza minacci la fiducia che i dirigenti ripongono nello strumento, soprattutto nelle fasi iniziali di sperimentazione. Le imprese potrebbero trovarsi a decidere di non introdurre certe procedure IA se non riescono a motivare chiaramente i calcoli svolti

⁵³ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

⁵⁴ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

⁵⁵ Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *Queue*, 16(3), 31–57.

dagli algoritmi. Il concetto di interpretabilità assume particolare peso nei settori regolamentati, come la finanza o la sanità, dove i decisori devono motivare le scelte e non possono affidarsi a previsioni generate da meccanismi troppo complessi da spiegare. Per mitigare tali rischi, alcuni ricercatori propongono l'uso di metodi a "post-hoc explanation", come LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), o modelli ibridi che integrano reti neurali con regole di derivazione, ma risulta necessario un lavoro costante di validazione e manutenzione.

Un'altra opportunità, collegata all'automazione algoritmica, consiste nell'apertura a nuovi modelli di business. Un'azienda che prima operava in una nicchia ristretta potrebbe intravedere, con il supporto di analisi predittive, l'esistenza di mercati laterali più remunerativi. Tecniche di clustering non supervisionato, per esempio, rendono possibile identificare segmenti di utenti accomunati da abitudini o preferenze merceologiche, suggerendo la creazione di prodotti dedicati. Le politiche di prezzo dinamico, basate su un monitoraggio continuo delle fluttuazioni della domanda, consentono di massimizzare i ricavi, anche se la stabilità delle relazioni con i clienti potrebbe risentire di tariffe troppo variabili. Alcune piattaforme di e-commerce adottano già queste logiche e comunicano in tempo reale gli aggiornamenti al sistema di gestione interna. Il flusso continuo di dati scambiati fra IA, ERP e CRM rende le attività di analisi più ricche di sfumature. La sicurezza informatica, tuttavia, cresce di importanza, poiché l'aumento delle componenti digitali espone l'impresa a possibili intrusioni⁵⁶. L'integrità dei dati e la protezione da attacchi sofisticati diventano priorità e i responsabili IT si trovano a investire in infrastrutture e controlli per prevenire furti di informazioni o manipolazioni indebite del modello di IA.

Ulteriori questioni si collegano alla regolamentazione, perché talune giurisdizioni impongono obblighi stringenti sulla gestione dei dati. L'azienda potrebbe dover rivedere i propri processi di raccolta e trattamento delle informazioni, varando protocolli interni che disciplinano l'uso di dataset sensibili. Un sistema di credit scoring automatizzato, per esempio, deve rispettare determinate garanzie a tutela dei consumatori, evitando che l'algoritmo induca

⁵⁶ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

discriminazioni occulte⁵⁷. Le entità che introducono procedure di IA nel reclutamento o nella valutazione del personale incontrano vincoli simili e occorre vigilare sui bias che potrebbero penalizzare alcuni gruppi di candidati. Questa attenzione risulta fondamentale per mantenere la reputazione aziendale e scongiurare controversie con enti di vigilanza o associazioni di categoria. Il proliferare di normative come il GDPR europeo impone di documentare ogni passaggio di addestramento del modello e di ottenere il consenso degli interessati, rendendo necessarie competenze legali accanto a quelle tecniche.

Un ulteriore rischio deriva dagli effetti di lock-in tecnologico. Chi implementa sistemi di IA particolarmente avanzati, spesso dipende dal fornitore del software o dalle piattaforme cloud che gestiscono le risorse di calcolo, con una ridotta libertà di migrazione verso altri ambienti. L'azienda, se non pianifica la sostenibilità a lungo termine, può rimanere vincolata a modelli proprietari e a protocolli di integrazione poco standardizzati. Alcune imprese preferiscono tecnologie open-source, con la speranza di evitare soluzioni chiuse e di ampliare le opzioni future. La scelta, però, richiede analisi sulle competenze interne, perché un software open-source di deep learning può risultare complesso da mantenere e adeguare, a meno di disporre di un team sufficientemente numeroso e formato⁵⁸. Nel frattempo, i fornitori di servizi as-a-service propongono pacchetti preconfigurati che promettono tempi di attivazione più rapidi, ma talvolta limitano la personalizzazione dell'algoritmo.

Non sono rari i casi in cui l'impresa abbia benefici immediati, ma restano interrogativi sugli impatti sociali e sulla riorganizzazione interna⁵⁹. Il timore di alcuni dipendenti, già menzionato, si traduce in possibili ostacoli all'adozione di prassi automatizzate. I rappresentanti sindacali auspicano meccanismi di protezione e progetti di aggiornamento professionale, segnalando che l'IA potrebbe

⁵⁷ Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

⁵⁸ Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

⁵⁹ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

comportare la scomparsa di certe mansioni e la nascita di ruoli nuovi, in un contesto di incertezza occupazionale. Dirigenti lungimiranti investono in piani di training e di riqualificazione, incoraggiando il personale a sviluppare competenze utili alla supervisione e all'affiancamento dei sistemi algoritmici. L'azienda, in questo modo, aspira a disegnare percorsi di evoluzione condivisa, piuttosto che imporre calate dall'alto di soluzioni decise da pochi. Il coinvolgimento di più parti, unito a una comunicazione chiara sui fini e le metodologie, sembra agevolare l'accettazione dell'IA e promuovere un clima di fiducia.

L'integrazione di procedure IA nell'operatività aziendale, in definitiva, pone di fronte a uno scenario ricco di potenzialità gestionali e, allo stesso tempo, solleva problemi che interessano la sfera dell'organizzazione, della sicurezza, della trasparenza e dell'impatto sociale. La letteratura⁶⁰ offre una gamma di studi che testimoniano come l'adozione di modelli intelligenti abbia contribuito a rafforzare la solidità di imprese dinamiche e orientate alla competitività. I pericoli non mancano, ma l'impegno coordinato di dirigenti, tecnici e stakeholder esterni può mitigare gli aspetti più critici, consentendo di capitalizzare i benefici delle analisi predittive e dell'automazione evoluta. L'azienda moderna, se desidera trarre vantaggi da questa integrazione, deve procedere con una strategia organica che includa valutazioni di natura finanziaria, definizione di policy interne, revisione dei processi di reclutamento e formazione, tracciatura delle performance degli algoritmi, predisposizione di controlli periodici e tutela dei dati. La cooperazione fra diverse funzioni aziendali, associata a un esame continuo delle condizioni di fattibilità, permette di incanalare l'IA in un percorso di crescita bilanciata, dove opportunità e rischi vengono affrontati con approccio sistematico.

1.5 Profili giuridici e vincoli regolatori

L'introduzione di sistemi automatici e intelligenti nelle operazioni di un'azienda ha importanti implicazioni legali. Questo è principalmente dovuto al fatto che, nonostante i potenziali benefici economici di tali sistemi, è fondamentale

⁶⁰ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

considerare una varietà di fattori come le politiche di protezione dei dati, la responsabilità contrattuale e persino i rapporti stabiliti con i vari stakeholder. Diverse giurisdizioni hanno tentato di rispondere a queste questioni cercando di implementare politiche particolari o linee guida per catturare le complessità associate all'apprendimento automatico e ai sistemi di decisione automatizzata. Per una determinata azienda, il consulente legale, in considerazione dell'esistenza di molteplici giurisdizioni, cerca di capire come approcciare i diversi sistemi di IA e come sviluppare politiche interne di conformità. Alcuni di essi, in contesti diversi, si riferiscono alle diverse linee guida sull'uso delle informazioni personali, sulla “trasparenza” interpretativa algoritmica e sulla responsabilità per gli esiti di non conformità⁶¹. La necessità di proteggere la dignità individuale dà origine a un certo numero di giurisdizioni che richiedono alla persona in questione di avere una conoscenza generale dei sistemi automatizzati che cercano di profilare o addirittura valutare le loro richieste.

Negli stati membri dell'Unione Europea, le complessità nella gestione delle questioni di privacy sono profondamente intricate, in particolare con l'implementazione del Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR) che ha requisiti piuttosto rigidi riguardo a come vengono gestite le informazioni personali e le obbligazioni di coloro che intraprendono il profiling. Le aziende che adottano algoritmi di apprendimento automatico nelle loro operazioni devono apportare opportune misure tecniche e organizzative per proteggere i dati da accessi non autorizzati o altri abusi⁶². Un fornitore di sistemi di IA che assume decisioni di scoring del credito per clienti o fornitori, ad esempio, è tenuto a conformarsi alla legislazione anti-discriminazione e, a volte, a rivelare alle parti interessate le ragioni dietro la decisione e le sue conseguenze correlate. Alcune interpretazioni giuridiche suggeriscono che la mancanza di coinvolgimento umano è dove possono sorgere complicazioni, in particolare in relazione all'Articolo 22 del Regolamento che dà, in linea di principio, il diritto di aspettarsi di essere liberi dall'uso di processi

⁶¹ Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

⁶² Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

esclusivamente automatizzati che hanno conseguenze legali significative su una persona, salvo importanti eccezioni fatte dal Legislatore. Pertanto, è possibile apprezzare la tensione tra il vantaggio competitivo offerto dalla piena automazione e la necessità di qualche forma di supervisione umana, almeno per quanto riguarda le decisioni più sensibili.

La questione della responsabilità per i danni causati o agevolati dal funzionamento dei sistemi di IA rimane oggetto di dibattito internazionale. Alcune dottrine legali considerano il progettista di software come la parte responsabile, specialmente nei casi di difetti derivanti dal design o dalla manutenzione. Altre visioni includono l'utente finale in funzione del grado di controllo esercitato sul sistema e di quanto fosse prevedibile l'esito. Alcuni sostengono che nei casi privi di normative di settore specifiche, si applicano le disposizioni generali del diritto civile che prevedono i requisiti di prova per il nesso di causalità tra l'atto illecito e il danno. Taluni Paesi stanno iniziando a rivedere i loro codici per incorporare dispositivi autonomi e altre disposizioni per il risarcimento dei malfunzionamenti degli algoritmi di deep learning. Determinati contratti di licenza software hanno clausole che limitano le obbligazioni del fornitore e pongono i rischi di conseguenze indesiderate sul consumatore, che si presume utilizzi il sistema in modi non precedentemente concordati⁶³.

Le organizzazioni che utilizzano l'IA in aree sensibili come Finanza, Sanità e Pubblica Amministrazione rientrano in un quadro giuridico molto più sofisticato. Ad esempio, le Autorità di Vigilanza richiedono garanzie sui modelli di valutazione del rischio di credito, su come vengono elaborate le informazioni del cliente e sui metodi di validazione dei sistemi. Nel settore sanitario, alcune normative affermano che un medico o una persona adeguatamente qualificata debba convalidare la diagnosi effettuata dall'algoritmo, soprattutto per le procedure che coinvolgono reti neurali che analizzano scansioni cliniche o rapporti. Altri ambiti come la guida autonoma o la robotica industriale sono influenzati dall'intersezione della legislazione sulla salute e sicurezza dei lavoratori, l'approvazione delle macchine e

⁶³ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.

le normative sui test dei veicoli stradali, creando un mosaico di ciò che deve essere rispettato insieme ad altri standard di test e ispezione completi. La maggior parte degli organismi di regolamentazione nazionali tende a imporre requisiti sulla certificazione tecnica, mentre le strutture internazionali emettono raccomandazioni su come bilanciare innovazione e protezione.

Va aggiunto che l'applicazione dei sistemi di IA può influire sulla concorrenza e sulla protezione del consumatore, poiché l'elaborazione di set di dati così ampi può portare a situazioni in cui le aziende con basi dati più grandi riescono ad acquisire un potere di mercato significativo. Altri studiosi notano che tali dinamiche rappresentano problemi antitrust poiché la concentrazione di potere potrebbe portare a quelle che vengono chiamate pratiche predatorie di prezzo⁶⁴. Tuttavia, la condotta aggressiva non è sempre evidente; i Legislatori stanno iniziando a formulare congetture su una sorveglianza più rigorosa delle piattaforme che apprendono automaticamente a manipolare e segmentare i consumatori. Prima delle agenzie specializzate che monitorano la concorrenza, c'è una situazione in cui deve esserci un controllo per comprendere se vi sia sufficiente trasparenza nella logica di raccomandazione che non culminerà nell'esclusione sistematica di alcuni attori di mercato.

La protezione dei diritti dei lavoratori, nell'era di una considerevole trasformazione digitale, è una diversità di interesse aggiuntiva. Gli algoritmi dell'IA nei processi di selezione e nella valutazione delle prestazioni sollevano alcune preoccupazioni riguardo ai potenziali pregiudizi nella valutazione del personale rispetto alla questione delle pari opportunità e della discriminazione indiretta. Alcune giurisdizioni hanno l'obbligo di garantire trasparenza nei confronti dei dipendenti, compresa la fornitura di notifica prima dell'implementazione dei sistemi di valutazione che contengono processi automatizzati. Tali contratti di lavoro potrebbero anche essere modificati per specificare diritti o obblighi delle parti riguardo all'uso di sistemi intelligenti legati all'occupazione. In alcuni casi, i sindacati stanno chiedendo che l'uso di strumenti di sorveglianza automatizzati sia

⁶⁴ Roetzer, P., & Kaput, M. (2022). *Marketing artificial intelligence: AI, marketing, and the future of business*. BenBella Books.

controllato, poiché tali strumenti possono utilizzare informazioni ottenute dal lavoro del dipendente per la valutazione, il che potrebbe influenzare le posizioni di promozione e i salari⁶⁵.

Come tutto il resto, ciò ha anche sollevato dibattiti relativi ai diritti di proprietà intellettuale. C'è controversia riguardo alla proprietà dei risultati prodotti da diversi algoritmi di deep learning, come la generazione di design e testo. Il dataset di partenza può essere coperto da contratti di licenza, mentre il codice utilizzato per addestrare la rete neurale può essere protetto da segreti industriali. L'azienda che utilizza un fornitore esterno per addestrare il proprio modello deve specificare nei contratti chi sono i proprietari della conoscenza. I giuristi industriali suggeriscono di risolvere il problema considerando ogni caso singolarmente sulla base della natura del contributo umano e della parte puramente meccanicistica di esso. Alcune aziende stanno adottando licenze che delimitano chiaramente l'ambito di utilizzo dei modelli al fine di prevenire usi non autorizzati dell'ambito.

I sistemi di sorveglianza e riconoscimento sono diventati una questione sempre più importante per gli aspetti legali e normativi dell'IA, specialmente in contesti pubblici o quasi pubblici. Alcuni Paesi hanno controlli rigorosi sul micro-monitoraggio degli individui, mentre altri stanno provando sistemi di monitoraggio urbano che sono piuttosto controversi su questioni come libertà e diritti fondamentali⁶⁶.

Le imprese che operano in più nazioni devono considerare le differenze normative, definendo politiche rispettose di contesti giuridici eterogenei. L'armonizzazione internazionale fatica a procedere, nonostante esistano tavoli di confronto promossi da organismi sovranazionali. Il settore privato, a volte, anticipa la regolamentazione, adottando codici interni di condotta per gestire la privacy e l'affidabilità degli algoritmi.

⁶⁵ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

⁶⁶ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

Un ulteriore vincolo regolatorio, con forte impatto operativo, riguarda la tracciabilità dei processi decisionali. Le aziende che integrano procedure AI in filiere complesse, come quella alimentare o farmaceutica, si vedono obbligate a rendicontare ogni passaggio di produzione e distribuzione. Gli algoritmi di machine learning, se responsabili di prendere decisioni per l'approvvigionamento o la logistica, devono essere inseriti in un quadro di monitoraggio che renda possibile risalire alle motivazioni di una scelta. I manager, in tali casi, consultano tecniche di XAI per produrre rapporti di validazione destinati alle autorità di controllo o agli audit interni. Esiste la possibilità che un sistema automatizzato rifiuti ordini anomali o blocchi forniture ritenute non conformi. Le analisi normative sottolineano che non basta implementare l'algoritmo: il gestore deve predisporre procedure di emergenza per sbloccare transazioni qualora il modello mostri comportamenti inattesi⁶⁷.

Uno scenario che merita menzione riguarda la responsabilità contrattuale derivante da contratti conclusi con intervento di agenti intelligenti. Piattaforme di e-commerce che mettono in contatto venditori e acquirenti, a volte, contano su bot che definiscono termini dell'operazione in modo automatizzato. In sede di controversia, qualcuno potrebbe sollevare dubbi sulla validità del contratto e sulle relative clausole, sostenendo che le parti non fossero adeguatamente informate. Gli esperti di diritto commerciale ipotizzano clausole generali che riconoscono la validità della contrattazione per via automatica, purché i parametri di elaborazione siano stati chiariti e condivisi inizialmente. L'incertezza normativa si intensifica per le operazioni transfrontaliere, dove le diverse leggi nazionali sull'e-commerce possono confliggere. Alcune organizzazioni internazionali, come l'UNCITRAL (Commissione delle Nazioni Unite per il Diritto Commerciale Internazionale), avviano discussioni su testi armonizzati che tengano conto dell'emergere dei sistemi digitali di contrattazione.

La tutela brevettuale su invenzioni generate dall'IA rappresenta un'altra area di studio. Alcuni algoritmi sofisticati individuano nuove molecole, propongono schemi di progettazione industriale o elaborano soluzioni di ingegneria che

⁶⁷ Quionero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., & Lawrence, N. D. (Eds.). (2009). *Dataset shift in machine learning*. The MIT Press.

potrebbero essere oggetto di brevetto. Il dibattito verte sulla necessità di riconoscere la paternità umana, in quanto l'algoritmo potrebbe agire in maniera quasi autonoma, ma sempre guidato dal setting definito dal programmatore. In alcuni ordinamenti, l'inventore deve essere una persona fisica, e non un software, e ciò genera riflessioni sulle modalità di attribuzione della titolarità brevettuale. Le aziende farmacologiche e tecnologiche osservano con attenzione questa materia, consapevoli dell'impatto economico di eventuali novità legislative.

La molteplicità dei vincoli regolatori, le differenze culturali tra ordinamenti e la rapidità del progresso tecnologico implicano un impegno costante dei reparti legali e un dialogo continuo con i decisori interni, per evitare che investimenti in IA vengano ostacolati o ritardati da contenziosi. Le organizzazioni all'avanguardia si dotano di gruppi interdisciplinari, composti da giuristi, ingegneri e manager, che valutano la conformità di nuove iniziative di automazione e definiscono protocolli di impiego responsabile degli algoritmi. Alcune imprese promuovono, su base volontaria, commissioni che controllano i rischi collegati a eventuali distorsioni nella classificazione delle persone, con l'obiettivo di mitigare conflitti etici e legali⁶⁸. Altri soggetti puntano a certificazioni private, rilasciate da enti o associazioni di settore, come forma di garanzia della conformità alle buone pratiche nell'impiego dell'IA.

Il panorama che emerge è caratterizzato da un'evoluzione legislativa piuttosto frammentata, con iniziative locali e tentativi di coordinamento internazionale. L'azienda intenzionata a sfruttare l'apprendimento automatico non può trascurare i vincoli di ogni Paese in cui opera, pena il rischio di subire sanzioni o limitazioni. Le direttive in materia di sicurezza dei sistemi digitali e di protezione contro la pirateria informatica contribuiscono a complicare il quadro, obbligando i progettisti a rispettare rigorose specifiche di robustezza del software. Le autorità pubbliche, a volte, incoraggiano l'adozione di protocolli di cybersecurity, con incentivi monetari e/o detrazioni fiscali, ma richiedono la garanzia che i dati sensibili non vengano violati, specialmente quando essi transitano su cloud gestiti da provider esterni. I

⁶⁸ Davenport, T. H. (2017). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 95(1), 21–29.

piani di business devono tener conto di queste richieste, introducendo pratiche di monitoraggio e test periodici per rilevare eventuali vulnerabilità.

Osservando l'intero scenario, si comprende quanto sia articolato il ventaglio delle responsabilità connesse all'uso aziendale dell'IA e quanto sia indispensabile una competenza legale trasversale, in grado di dialogare con i tecnici e con i dirigenti di alto livello. L'impresa che decide di integrare l'IA in modo esteso, con processi decisionali automatizzati e architetture di data analytics, investe non solo in dispositivi hardware e software, ma anche in una solida struttura di governance, capace di gestire i profili giuridici e i vincoli regolatori. Le prospettive dei prossimi anni delineano interventi normativi ancora più specifici, volti a definire standard di sicurezza, trasparenza, responsabilità e protezione dei diritti fondamentali, mentre il tessuto produttivo cercherà di conciliare obiettivi commerciali e conformità alle disposizioni. I professionisti coinvolti in questi processi, dal legale al manager operativo, riconoscono che la variabilità regolatoria incide in modo sostanziale sull'innovazione. Un framework chiaro e bilanciato può infatti stimolare fiducia negli strumenti IA e favorire la riduzione delle incertezze. Alcuni osservatori prevedono l'emanazione di direttive a livello sovranazionale, allo scopo di omogeneizzare i principi base, pur lasciando spazio ai singoli stati per definire ulteriori garanzie.

La riflessione sui profili giuridici e i vincoli regolatori, perciò, è ben lontana dall'essere esaurita. Gli studiosi del diritto, insieme a progettisti, filosofi, economisti e gruppi societari, alimentano un dibattito sfaccettato, consapevoli che le tecnologie intelligenti evolvono più velocemente delle leggi. Le imprese più prudenti si muovono puntando su procedure di due diligence continue, meccanismi di audit e revisioni periodiche, così da modulare nel tempo l'uso dell'IA e adeguarlo a possibili nuove norme o orientamenti giurisprudenziali⁶⁹. L'interpretazione costante di prassi e di raccomandazioni, unita alla costruzione di un patrimonio culturale condiviso, può rappresentare la base per ridurre i rischi e approfondire il potenziale miglioramento dei processi decisionali e organizzativi. Il confine tra ciò

⁶⁹ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

che è lecito e ciò che diventa oggetto di restrizioni non è fisso, bensì soggetto a evoluzioni che rendono indispensabile un monitoraggio continuo.

1.6 Responsabilità sociale dell'impresa e prospettive sostenibili dell'IA

Le politiche di responsabilità sociale d'impresa (RSI), nel contesto dell'IA, acquisiscono una rilevanza ancora più marcata quando l'azienda s'interroga sul modo in cui gli algoritmi influenzano le persone, gli ecosistemi ambientali e l'intera collettività. Molti manager valutano l'adozione di modelli di IA non solo in termini di incremento della competitività, ma anche in un'ottica di equità, trasparenza e rispetto dei diritti fondamentali. Alcuni studi⁷⁰ indicano che le strategie di sostenibilità organizzativa ottengono maggiore successo quando, insieme ai traguardi economici, si considerano le ricadute sui portatori di interesse interni ed esterni. Vari settori sperimentano l'impiego di algoritmi per finalità che spaziano dalla riduzione degli sprechi produttivi, grazie a processi di manutenzione ottimizzata, fino al monitoraggio delle emissioni, con il supporto di reti neurali che analizzano grandi volumi di dati in tempo reale. L'ambizione di misurare l'impatto ambientale e sociale con strumenti avanzati è alimentata dalla convinzione che un processo decisionale supportato da modelli predittivi possa favorire una migliore distribuzione delle risorse⁷¹. Alcune ricerche mostrano che le imprese che investono in programmi di responsabilità sociale, affiancati a soluzioni di IA, tendono a sviluppare rapporti più solidi con i consumatori e le comunità territoriali, poiché si presentano come soggetti intenzionati a connettere l'innovazione tecnologica con il benessere generale.

Una realtà industriale che decida di introdurre sistemi automatizzati per segmentare la clientela e modulare i prezzi dei servizi, ad esempio, dovrebbe

⁷⁰ Bansal, P., & Song, H.-C. (2017). Similar but not the same: Differentiating corporate sustainability from corporate responsibility. *Academy of Management Annals*, 11(1), 105–149.

⁷¹ Tseng, M. L., Tan, R. R., & Siriban-Manalang, A. B. (2013). Sustainable consumption and production for Asia: Sustainability through green design and practice. *Journal of Cleaner Production*, 40, 1–5.

interrogarsi sulle possibili distorsioni del modello di apprendimento e sulle implicazioni per i consumatori più vulnerabili. L'attenzione ai parametri di inclusione sociale e di equa distribuzione dei benefici può condurre l'azienda a inserire filtri correttivi nei propri algoritmi. Alcune esperienze⁷² evidenziano la preferenza di molte imprese per soluzioni che prevedano controlli periodici, volti a evitare che il sistema escluda intere fasce di popolazione o penalizzi chi non possiede un sufficiente credito informativo. L'adozione di pratiche socialmente responsabili, in tal caso, include la scelta di definire un codice di condotta interno, in cui si ribadisce l'impegno a garantire accesso equo ai propri prodotti, a spiegare in modo comprensibile la funzione dei modelli di IA e a prestare ascolto a eventuali reclami per prassi discriminatorie. L'osservatorio manageriale che si occupa di responsabilità sociale assume un ruolo di coordinamento: analizza dati aggregati, avvia indagini sul grado di soddisfazione degli utenti, promuove dialoghi con associazioni di consumatori e autorità competenti. Alcune grandi aziende convocano tavoli con la società civile, cercando di integrare proposte migliorative nelle piattaforme di IA.

Un secondo aspetto, spesso collegato ai discorsi sulla sostenibilità, riguarda la riduzione dei consumi energetici legati all'addestramento di reti neurali molto estese, pronte a processare informazioni in quantità notevole⁷³. La crescente potenza di calcolo, necessaria per istruire modelli di deep learning, genera un impatto ambientale tangibile, se le infrastrutture server non provengono da fonti rinnovabili o non seguono logiche di efficienza energetica. Alcuni operatori cercano di spostare i loro data center in regioni con un'alta disponibilità di energie pulite, riducendo la cosiddetta impronta di carbonio. L'uso di algoritmi di pruning o quantizzazione, finalizzati a ridurre il peso computazionale dei modelli, rientra in questo filone di ricerca, poiché consente di mantenere buone prestazioni abbassando i consumi. Alcuni progetti di responsabilità sociale si focalizzano sulla trasparenza dei bilanci ambientali, ricorrendo a metodologie di Life Cycle

⁷² Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

⁷³ Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Assessment per valutare l'incidenza ecologica delle tecnologie IA usate su larga scala. In alcune regioni, enti governativi incentivano l'uso di certificazioni orientate alla sostenibilità, stimolando le imprese a rendere pubblico il dispendio di risorse e le strategie per contenerlo. Una simile impostazione, in cui le decisioni su hardware e software tengono conto dell'impatto sulle emissioni, testimonia la volontà di armonizzare la crescita digitale con la tutela ambientale.

La responsabilità sociale legata all'IA si manifesta, in molte imprese, anche sotto forma di progetti educativi o formativi, che mirano ad accrescere la conoscenza delle tecnologie digitali presso le comunità locali. Vari manager affermano che la costruzione di un rapporto di fiducia con la collettività passa attraverso iniziative di alfabetizzazione, laboratori nelle scuole e percorsi di apprendistato nel settore dell'analisi dei dati. Dati di ricerche empiriche⁷⁴ suggeriscono che questi interventi riducono il divario di competenze e preparano nuove generazioni di lavoratori a interagire con processi di automazione. L'azienda che promuove investimenti educativi può cogliere benefici d'immagine e reclutare in modo agevolato personale dotato di skill adeguate, producendo un circolo virtuoso fra responsabilità sociale e vantaggi competitivi. L'IA diventa, in questa visione, uno strumento di inclusione, anziché un fattore che alimenta tensioni o disuguaglianze. Alcuni esempi documentano la presenza di percorsi di mentoring e borse di studio, finanziati da multinazionali del digitale, per studenti provenienti da contesti socioeconomici non privilegiati.

Un'altra direttrice attinente alla sostenibilità consiste nell'adozione di algoritmi capaci di analizzare i fornitori, valutando parametri relativi alle condizioni di lavoro, al rispetto dei diritti umani e alle politiche ambientali. Molti software di procurement inseriscono, nelle loro basi di dati, informazioni sulle certificazioni dei partner e segnalano eventuali anomalie, con l'obiettivo di orientare gli acquisti verso soggetti ritenuti affidabili. I manager, coadiuvati dai sistemi di IA, definiscono le priorità di approvvigionamento, selezionando operatori che aderiscano a standard di produzione responsabile. Ci sono ricerche che mostrano la

⁷⁴ Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.

capacità di reti neurali specializzate di elaborare documentazione in più lingue e scoprire incongruenze nelle autocertificazioni, contribuendo a smascherare pratiche non conformi alla tutela dei lavoratori o dell'ambiente⁷⁵. A livello strategico, l'impresa che impiega l'IA con finalità di monitoraggio della filiera sceglie una direzione coerente con i principi di responsabilità sociale, poiché non concentra l'attenzione unicamente sull'aspetto reddituale ma integra, nei modelli di analisi, criteri etici e parametri di valutazione delle relazioni con i partner. Alcune associazioni di categoria guardano con favore a queste iniziative, ritenendole un segno di maturità da parte di chi, non fermandosi all'automazione dei processi interni, vigila anche sulle pratiche esterne.

La prospettiva sostenibile comprende anche la questione delle disuguaglianze di genere e di altre minoranze, talvolta accentuate da algoritmi non bilanciati. Vari studi hanno portato alla luce episodi di bias nei sistemi di selezione del personale o di valutazione del merito creditizio⁷⁶. La RSI si manifesta quando si decide di condurre audit sui dati utilizzati per l'addestramento, per eliminare pregiudizi impliciti e promuovere un uso equo della tecnologia. Alcuni reparti organizzano controlli incrociati, arruolando team composti da figure con diverse competenze, allo scopo di segnalare incongruenze o pattern discriminatori all'interno dei modelli. Gli algoritmi subiscono aggiustamenti e, in certi casi, la direzione sceglie di informare pubblicamente stakeholder e media sulle azioni correttive intraprese, con l'obiettivo di rendere trasparente l'operato. Questa prassi rende il rapporto fra IA e responsabilità sociale meno astratto, poiché implica un impegno concreto nel ridurre le ingiustizie generate da set di dati incompleti o da preconcetti integrati nelle metodologie di calcolo.

Alcune teorie manageriali sostengono che un approccio incentrato sulla Corporate Social Responsibility (CSR), unito alla progettazione accurata dei sistemi intelligenti, possa costituire un volano di reputazione positiva, influenzando

⁷⁵ Roetzer, P., & Kaput, M. (2022). *Marketing artificial intelligence: AI, marketing, and the future of business*. BenBella Books.

⁷⁶ Davenport, T. H. (2017). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 95(1), 21–29.

sull'immagine percepita dal mercato⁷⁷. L'azienda che dichiara il proprio impegno per lo sviluppo sostenibile, sia sul fronte ambientale sia sociale, consolida il legame emotivo con i clienti, in special modo se tali clienti condividono valori di giustizia sociale e salvaguardia degli ecosistemi. La misurazione dell'efficacia di questi progetti, tuttavia, richiede strumenti specifici, e molte imprese si orientano verso standard internazionali come la Global Reporting Initiative (GRI), inserendo metriche di sostenibilità che includono l'impatto delle applicazioni IA sul benessere dei lavoratori e sulla creazione di nuove opportunità formative. Alcune linee guida⁷⁸ suggeriscono di definire obiettivi chiari, corredati da indicatori numerici e da revisioni periodiche, evitando operazioni di facciata prive di riscontri reali.

La prospettiva di un'IA sostenibile tocca pure la sfera etica, poiché i sistemi automatizzati implicano interrogativi su trasparenza e responsabilità. Certe istituzioni, a livello internazionale, pubblicano principi di AI governance che incoraggiano le imprese a garantire robustezza dei modelli, rispetto dei diritti umani e condivisione dei benefici con la collettività. Alcune aziende decidono di adottare meccanismi di consultazione con la comunità scientifica, attraverso workshop aperti o partnership con università, per scambiare conoscenze sui metodi di explainability e sulle pratiche di progettazione a basso impatto ambientale. Ricercatori e manager discutono congiuntamente, selezionando soluzioni in grado di conciliare l'interesse economico e la responsabilità verso la società. Molte volte, la componente sostenibile coincide con una più ampia strategia di differenziazione sul mercato: chi produce beni o servizi, sottolinea le caratteristiche “green” o “inclusive” dei propri algoritmi, stringendo alleanze con enti di certificazione e consolidando una reputazione positiva.

Diversi analisti⁷⁹ prevedono uno scenario in cui l'IA, se usata in modo responsabile, possa contribuire a obiettivi di sostenibilità ambientale. Alcuni progetti propongono l'impiego di algoritmi per individuare inefficienze nelle reti di

⁷⁷ Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.

⁷⁸ Bansal, P., & Song, H.-C. (2017). Similar but not the same: Differentiating corporate sustainability from corporate responsibility. *Academy of Management Annals*, 11(1), 105–149.

⁷⁹ Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

distribuzione elettrica e per ridurre gli sprechi idrici in agricoltura, integrando sensori IoT e sistemi di apprendimento automatico. La RSI, in tal senso, assume un carattere propositivo, poiché gli operatori di mercato non si limitano a introdurre automatismi ma si assumono l'onere di mantenere la coerenza fra scelte tecnologiche e valori di sostenibilità. Certe aziende spingono verso una logica di open innovation, pubblicando parti del codice sorgente o dettagli sui dataset, in modo da consentire a sviluppatori indipendenti di testare e migliorare le funzionalità.

Un orientamento sostenibile risulta collegato, secondo alcune analisi⁸⁰, alla volontà di strutturare relazioni durature con i territori in cui l'azienda opera. Le piattaforme di IA, se progettate in modo responsabile, possono generare occupazione qualificata e promuovere la crescita di un tessuto di piccole imprese collegate. L'impresa più grande, dotata di capitale e infrastrutture, coordina progetti pilota che valorizzano prodotti locali o sviluppano servizi digitali con finalità di miglioramento delle condizioni di vita, ad esempio attraverso l'analisi dei bisogni sociali o il tracciamento di beni di prima necessità. Alcune pubblicazioni parlano di un passaggio da una concezione puramente finanziaria del progresso a una visione multi-stakeholder, in cui gli algoritmi diventano motore di cooperazione tra partner diversi, incluse ONG e istituzioni pubbliche.

Le prospettive future suggeriscono che la responsabilità sociale d'impresa, intrecciata con l'uso di IA, continuerà a evolversi, stimolando pratiche di monitoraggio costante e occasioni di confronto tra autorità, operatori economici e società civile. Alcuni laboratori di ricerca tracciano ipotesi su come i modelli intelligenti potranno servire da “advisor etici”, segnalando in anticipo se una decisione automatizzata comporta conseguenze negative su individui fragili o su ecosistemi in equilibrio precario. La crescita di piattaforme pubbliche, dove le aziende rendono conto delle misure adottate, induce un processo di trasparenza condivisa, che incoraggia un miglioramento continuo. La RSI assume, in questa

⁸⁰ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.

luce, un ruolo di guida, orientando gli investimenti in IA verso finalità che integrano obiettivi economici e parametri di benessere collettivo.

Capitolo 2

L'Intelligenza Artificiale a supporto della competitività aziendale

2.1 Tecniche di automazione dei processi produttivi

Le tecniche di automazione nei processi produttivi rappresentano un pilastro di notevole rilievo per molte realtà industriali desiderose di rendere i flussi interni più snelli e meno soggetti a errori. Alcuni stabilimenti meccanici introducono sistemi robotizzati in grado di svolgere mansioni ripetitive con un margine di precisione molto elevato, mentre altri comparti, soprattutto quelli legati all'assemblaggio di dispositivi elettronici, si affidano a piattaforme automatizzate capaci di guidare e controllare vari passaggi della filiera⁸¹.

I reparti tecnici pianificano l'integrazione di sistemi di visione artificiale, sensori e bracci robotici pensati per coordinarsi con i lavoratori umani e agevolare la scansione costante della qualità. Alcune catene di montaggio si evolvono in stazioni ibride, dove meccanismi intelligenti ricevono dati in tempo reale dal software gestionale e realizzano correzioni rapide quando si presentano deviazioni rispetto agli standard previsti. Accorciare i tempi di produzione e ridurre gli scarti appare un obiettivo fondamentale in molti settori, e l'automazione guidata da algoritmi svolge una funzione di supporto nella distribuzione delle risorse, nella calendarizzazione degli approvvigionamenti e nel monitoraggio degli stadi produttivi⁸².

Le macchine dotate di procedure di apprendimento automatico, inserite in contesti di fabbricazione, possono distinguere materie prime difettose e segnalare l'anomalia a un supervisore in tempi ridotti. Un sistema robotico, collegato a un archivio digitale contenente le specifiche del prodotto, è in grado di adeguare i

⁸¹ Johnson, C. D., Bauer, B. C., & Niederman, F. (2021). The automation of management and business science. *Academy of Management Perspectives*, 35(2), 292-309.

⁸² Arantes, M. C., Santos, S. F. D., & Simão, V. G. (2023). Process management: systematic review of determining factors for automation. *Business Process Management Journal*, 29(3), 893-910.

parametri di movimento per evitare di rovinare materiali fragili o di rallentare passaggi che richiedono maggiore attenzione⁸³. Alcune linee di produzione impiegano bracci antropomorfi capaci di disporre i pezzi lungo nastro o pallet, mentre software specializzati analizzano i dati delle videocamere termiche per comprendere se certe fasi di saldatura procedono correttamente. Una scelta di questo tipo permette ai responsabili di intervenire in modo tempestivo, quando emerge un indizio di scostamento dalle tolleranze ammesse. Diventa possibile uniformare gli standard di qualità e abbassare il rischio di guasti in uscita, con un risparmio economico che si palesa in tempi non troppo lunghi. Operazioni che in passato richiedevano un monitoraggio manuale oggi vengono affidate a intelligenze sintetiche che elaborano informazioni da sensori sempre attivi⁸⁴.

C'è chi punta a ridurre gli sprechi di materie prime mediante l'impiego di algoritmi di ottimizzazione, dove i dati storici su volumi di produzione, difettosità e manutenzione si incrociano con le richieste degli ordini in arrivo. Un sistema automatizzato, basandosi su modelli predittivi, stima con buona approssimazione i lotti da avviare, regolando la velocità dei macchinari e suggerendo la quantità ideale di materiale da processare.

Questa visione coordinata può mitigare fenomeni di sovrapproduzione e carenza, incrementando la puntualità delle consegne e contenendo la movimentazione inutile. In alcuni ambienti, i robot vengono programmati per collaborare con gli operatori, senza barriere rigide, agevolando il passaggio dei pezzi e regolando la forza esercitata a seconda della tipologia di prodotto. Una via industriale di questo genere implica spesso la revisione dei layout di fabbrica, dato

⁸³ Fantoni, G., Al-Zubaidi, S. Q., Coli, E., & Mazzei, D. (2021). Automating the process of method-time-measurement. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 70(4), 958-982.

⁸⁴ Valaskova, K., Ward, P., & Svabova, L. (2021). Deep learning-assisted smart process planning, cognitive automation, and industrial big data analytics in sustainable cyber-physical production systems. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 9(2), 9-20.

che appare opportuno sistemare le stazioni di lavoro in modo da assecondare i nuovi flussi automatizzati⁸⁵.

Le tecniche di automazione comprendono anche procedure in cui l'IA si occupa di organizzare i compiti di più macchine in parallelo, come nel caso di celle produttive modulari. Un unico software centralizzato coordina le richieste dai diversi moduli, stabilisce priorità, raccoglie dati su eventuali guasti e invia un segnale al sistema di manutenzione predittiva. Il controllo continuo su temperature, vibrazioni e consumi elettrici delle apparecchiature consente di programmare gli interventi di ripristino o sostituzione di parti usurate prima che si verifichi un fermo completo della linea.

L'impresa che adotta queste soluzioni punta a prevenire interruzioni inattese e a ottimizzare le risorse, senza bloccare la catena di produzione in momenti imprevisti. Il costo iniziale di implementazione può sembrare elevato, ma risulta sostenibile nel medio periodo se comparato con le perdite dovute a inattività improvvisa⁸⁶. Alcune rilevazioni empiriche suggeriscono che la precisione degli algoritmi basati su dati storici e su sensori di ultima generazione aumenta la possibilità di individuare sintomi precoci di deterioramento meccanico.

L'automazione si spinge anche negli ambiti di imballaggio e gestione del magazzino. Trasportatori intelligenti che si muovono su percorsi predefiniti, carrelli automatici che riconoscono la collocazione corretta dei pacchi e li dispongono in scaffalature, sistemi di picking con telecamere integrate per individuare il prodotto giusto in magazzini estesi: questi esempi dimostrano l'impatto dell'IA sulle attività di logistica interna.

La connessione in tempo reale con le piattaforme di gestione ordini evita duplicazioni e agevola lo smistamento delle merci, mantenendo una tracciatura puntuale di ciò che entra ed esce. La sensoristica su veicoli autonomi e l'analisi

⁸⁵ Aithal, P. S. (2023). Enhancing Industrial Automation through Efficient Technology Management in Society. *International Journal of Applied Engineering and Management Letters (IJAEML)*, 7(4), 184-215.

⁸⁶ Rinderle-Ma, S., & Mangler, J. (2021, August). Process automation and process mining in manufacturing. In *International conference on business process management* (pp. 3-14). Cham: Springer International Publishing.

incrociata di informazioni cartacee digitalizzate accelerano la rotazione dei prodotti e minimizzano i rischi di errori di consegna. Alcuni grandi centri di distribuzione hanno trasformato radicalmente le modalità di movimentazione, sfruttando sistemi automatizzati che operano giorno e notte con una supervisione umana ridotta⁸⁷.

L'uso di algoritmi di automazione, quando si parla di processi produttivi, coinvolge anche la dimensione software, non solo macchinari fisici. Procedure RPA (Robotic Process Automation) possono operare sui flussi di dati all'interno dei sistemi gestionali, compilando moduli digitali, lanciando comandi di aggiornamento e confrontando i dati dei fornitori con le anagrafiche interne. In un'industria che possiede molte filiali sparse, i processi di riconciliazione contabile o di verifica degli inventari trarrebbero giovamento da script automatici, in grado di incrociare i parametri provenienti da più fonti e segnalare incongruenze rilevanti⁸⁸. La componente umana conserva un ruolo di coordinamento e di interpretazione dei risultati più complessi, mentre le attività ripetitive vengono delegate a entità software capaci di eseguire una vasta serie di operazioni di routine a velocità decisamente elevata.

La sinergia tra robotica e analisi automatica fa emergere nuove possibilità di progettazione degli impianti e di miglioramento dei tempi di settaggio. Talvolta, la presenza di bracci e sensori che si scambiano informazioni con i sistemi di pianificazione aggregata favorisce la configurazione quasi istantanea di linee che realizzano prodotti differenti sullo stesso macchinario.

La flessibilità che ne consegue diventa un fattore di competitività, soprattutto quando la domanda varia in modo consistente e la produzione deve passare da una categoria di articolo a un'altra con intervalli ridotti. Tutto ciò richiede un ridisegno dell'architettura software, al fine di realizzare interfacce ben organizzate fra la parte

⁸⁷ Najat, T. (2024, May). Digitalization and Business Automation for an Effective Supply Chain Integration: A literature review. In *2024 IEEE 15th International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)* (pp. 1-7). IEEE.

⁸⁸ Siderska, J., Aunimo, L., Süße, T., von Stamm, J., Kedziora, D., & Aini, S. N. B. M. (2023). Towards Intelligent Automation (IA): literature review on the evolution of Robotic Process Automation (RPA), its challenges, and future trends. *Engineering Management in Production and Services*, 15(4).

gestionale e gli elementi che guidano i robot. Alcune imprese scelgono di utilizzare standard aperti per garantire la comunicazione tra dispositivi di fornitori diversi, consentendo una maggiore libertà di espansione futura. L'automazione, in questa chiave, si compone di più livelli: sensori fisici, robot collaborativi, algoritmi di IA, software di orchestrazione e, in ultima istanza, l'intervento umano per la supervisione generale.

Esistono tuttavia dei dilemmi organizzativi. Alcuni settori lamentano la mancanza di figure specializzate pronte a interfacciarsi con macchinari tanto sofisticati. Le risorse umane intraprendono percorsi di formazione per introdurre nozioni di base sulla programmazione dei robot, la manutenzione e la risoluzione di problemi imprevisti. Laddove i lavoratori non ricevono un adeguato addestramento, può insorgere un senso di insicurezza che rallenta l'adozione delle novità tecnologiche. Le aziende, dal canto loro, preferiscono una transizione graduale, affiancando personale esperto ai nuovi operatori, così che l'automazione non diventi motivo di ansie e conflitti interni. Uno dei punti delicati riguarda la cooperazione tra le macchine e chi lavora manualmente, perché l'assenza di una chiara definizione di responsabilità può generare incidenti o tensioni nelle linee di produzione. Alcuni studiosi sostengono che la progettazione di questi sistemi debba sempre considerare il fattore ergonomico, con aree di lavoro concepite per minimizzare gli sforzi e tutelare la salute di chi svolge mansioni operative⁸⁹.

Le tecniche di automazione abbracciano anche l'analisi delle metodologie di scheduling e di dislocazione degli impianti, includendo modelli algoritmici che ottimizzano l'utilizzo di macchinari diversi. Se un robot assembla il componente A e un altro si occupa del pezzo B, esiste un meccanismo di supervisione che calcola i tempi richiesti per sincronizzare la consegna delle parti verso la fase successiva, evitando colli di bottiglia. La rapidità di questi calcoli supera di molto la capacità umana di considerare tutte le combinazioni possibili, e consente di generare un

⁸⁹ Lachance, E., Lehoux, N., & Blanchet, P. (2022, June). Automated and robotized processes in the timber-frame prefabrication construction industry: A state of the art. In *2022 IEEE 6th International Conference on Logistics Operations Management (GOL)* (pp. 1-10). IEEE.

programma aggiornato in base all'andamento degli ordini⁹⁰. Un piano di schedulazione che rifletta fedelmente la realtà produttiva, con margini di errore ridotti, contribuisce a migliorare la puntualità delle consegne e a stabilizzare i rapporti con i clienti. Allo stesso tempo, la maggiore complessità di gestione dei software di automazione richiede una cura speciale nella protezione dei dati e nella salvaguardia contro guasti improvvisi, trattandosi di meccanismi che governano, in alcuni casi, il cuore dell'intera fabbrica.

Le imprese che sperimentano da più tempo le tecniche di automazione spingono su strategie di integrazione verticale, collegando i reparti e unificando la base di dati che alimenta le reti robotiche e il sistema di pianificazione. Chi produce componenti metallurgici, ad esempio, spinge l'IA a calcolare i parametri di fusione e di formatura, trasmettendo automaticamente le specifiche alle stazioni di lavorazione. La supervisione verifica, in ogni istante, la coerenza di tali parametri con gli obiettivi di commessa, e l'eventuale difformità fa scattare un alert a cui l'operatore può rispondere con un clic. Le macchine, a quel punto, adeguano la velocità di estrusione o la quantità di additivi, regolando la catena produttiva in modo minuzioso. Tutto ciò rende la realizzazione di pezzi speciali e personalizzati più rapida, dato che le regolazioni non dipendono più da lunghi processi manuali.

Un ulteriore ambito d'indagine riguarda l'uso di agenti intelligenti nella gestione delle scorte. Esistono linee produttive in cui la disponibilità di materie prime incide sulla continuità del flusso. Un sistema basato su algoritmi di previsione e su segnali provenienti dal mercato, collegato alle piattaforme di logistica esterna, può programmare l'acquisto dei materiali necessari e organizzare le consegne con anticipo, evitando momenti di stallo. L'analisi statistica dei consumi, unita alle informazioni sugli ordinativi in arrivo, permette di creare un piano ragionato di approvvigionamento. La riduzione del magazzino improduttivo e l'aumento della flessibilità vengono spesso citati dai reparti di produzione come vantaggi

⁹⁰ Saleem, A., Sun, H., Aslam, J., & Kim, Y. (2024). Impact of smart factory adoption on manufacturing performance and sustainability: an empirical analysis. *Business Process Management Journal*.

importanti, benché la configurazione iniziale richieda un investimento in consulenze specialistiche e test prolungati sul campo.

Alcuni operatori industriali elaborano strategie di automazione con un focus sulla gestione smart degli impianti, intendendo con ciò un insieme di pratiche e strumenti che coprono la totalità delle fasi, dalla progettazione alla manutenzione. I software che tracciano lo storico degli interventi sulla linea, integrati ai robot, inviano notifiche personalizzate quando notano un calo di prestazioni o un aumento anomalo dei consumi. Se la catena di montaggio si interfaccia con una piattaforma in cloud, diventa possibile consultare i dati anche da remoto, programmando sostituzioni di componenti usurati in fasce orarie a basso carico. I team di ingegneri segnalano l'importanza di un'adeguata protezione delle reti, affinché malintenzionati non possano introdursi nel sistema e comprometterne la sicurezza. L'automazione richiede, infatti, un approccio sistemico, che includa controlli sugli accessi e soluzioni di ripristino rapido in caso di arresti dovuti a malfunzionamenti o attacchi informatici⁹¹.

Le tecniche automatizzate, nel complesso, rappresentano un motore di cambiamento radicale per la fabbrica contemporanea, con ricadute su costo del lavoro, produttività e qualità finale. Non esistono ricette universali: alcune filiere beneficiano più di altre da robotica e algoritmi di orchestrazione, ma anche settori tradizionali, come il tessile o l'alimentare, sperimentano metodologie innovative per ridurre gli sprechi e adeguarsi alle normative in modo più reattivo⁹². L'avvio di una catena produttiva automatizzata comporta uno studio iniziale delle caratteristiche degli impianti, dei vincoli tecnici, degli obiettivi di output e di eventuali passaggi manuali ancora necessari. I progetti di automazione prevedono risorse dedicate per l'addestramento del personale e per la fase di test, momenti in cui si valutano stabilità, affidabilità dei robot e coerenza con gli standard qualitativi

⁹¹ Gibson, P., & Macek, J. (2021). Sustainable industrial big data, automated production processes, and cyber-physical system-based manufacturing in smart networked factories. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 9(3), 22-34.

⁹² Vlasov, M., & Lapteva, A. (2022, October). Methods for evaluating the cost-effectiveness of using AI for production automation. In *International scientific conference on Digital Transformation in Industry: Trends, Management, Strategies* (pp. 281-296). Cham: Springer Nature Switzerland.

richiesti. Molte aziende puntano a un modello di fabbrica “smart,” in cui tutto risulta tracciato, dal livello di scarto di ogni singola postazione alla distribuzione dei carichi di lavoro fra operatori e macchine⁹³. L’avvento dell’IA, in questo quadro, introduce un fattore di prevedibilità e autoapprendimento, supportando una rilettura costante dei processi interni e aprendo la strada a nuove modalità di automazione che guardano all’equilibrio tra tecnologia e competenze umane.

2.2 Strumenti predittivi per la massimizzazione dei ricavi

Molte realtà aziendali si sono accorte della forza analitica offerta da metodi predittivi volti a incrementare le entrate, poiché individuare e misurare le dinamiche di mercato con tempestività risulta strategico⁹⁴. Nel settore retail, per esempio, i modelli di previsione dei volumi di vendita guidano la quantificazione delle scorte, orientano le proposte commerciali e incidono sulla definizione di fasce di prezzo adeguate. Alcune catene distribuiscono sensori e sistemi di tracciamento per rilevare, in tempo quasi reale, l’andamento delle preferenze dei consumatori. Incrociando questi dati con informazioni sul traffico nei punti vendita e con registri di incassi, emerge uno scenario in cui la proiezione statistica, ancorata a metodi di machine learning, facilita l’individuazione degli orari di maggiore affluenza e dei giorni in cui è vantaggioso ampliare l’offerta⁹⁵.

Alcune imprese che operano su piattaforme digitali si servono di algoritmi capaci di studiare lo storico degli acquisti, segmentare la clientela e proporre azioni promozionali selettive⁹⁶. Una simile strategia punta a massimizzare il ricavo potenziale attraverso la distribuzione intelligente di sconti o la definizione di cross-

⁹³ Chernoded, A. I., Vasiliev, V. A., Tsyrov, A. V., Aleksandrova, S. V., & Edel, M. F. (2022, September). Artificial intelligence techniques within a technological process of manufacturing automated control systems. In *2022 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS)* (pp. 77-82). IEEE.

⁹⁴ Krikler, S., Dolberger, D., & Eckel, J. (2004). Method and tools for insurance price and revenue optimisation. *Journal of Financial Services Marketing*, 9(1), 68-79.

⁹⁵ Dellarocas, C., Awad, N., & Zhang, X. (2004). Exploring the value of online reviews to organizations: Implications for revenue forecasting and planning.

⁹⁶ Trueman, B., Wong, M. F., & Zhang, X. J. (2001). Back to basics: Forecasting the revenues of Internet firms. *Review of Accounting Studies*, 6, 305-329.

selling e up-selling, basandosi su correlazioni nascoste che i sistemi tradizionali non avrebbero rilevato con la medesima celerità. I motori di raccomandazione, integrati con i database di ordini pregressi, tentano di inferire gusti e inclinazioni di ciascun utente, presentando prodotti aggiuntivi o complementari all'interno dei carrelli virtuali. Esiste la possibilità di combinare più tecniche predittive, miscelando analisi dei trend complessivi e parametri specifici dei singoli consumatori, ricavando nuove opportunità di vendita personalizzate⁹⁷.

La logica predittiva appare determinante anche per la gestione dei prezzi, soprattutto laddove si ricorra a metodologie di aggiustamento dinamico. Alcuni operatori nel turismo, come catene alberghiere o compagnie aeree, adottano algoritmi che analizzano numerosi fattori: livello di occupazione della struttura, stagionalità, eventi locali, persino lo storico delle ricerche sul sito⁹⁸. Il prezzo cambia in funzione della pressione della domanda, in modo da massimizzare i ricavi. Una procedura di questo tipo si basa su modelli che apprendono dai dati raccolti negli anni precedenti, affinando progressivamente la capacità di anticipare oscillazioni e picchi di richieste. Il vantaggio, per chi gestisce la struttura, si traduce in prenotazioni più equilibrate nell'arco dell'anno e in una crescita dei margini, poiché i momenti di minore richiesta vengono presidiati da tariffe adatte a stimolare l'occupazione, mentre le situazioni di picco consentono di proporre cifre più alte a chi è intenzionato ad acquistare⁹⁹.

Nel mondo manifatturiero, i meccanismi predittivi mirano a ottimizzare i ritmi produttivi, ipotizzando con accuratezza le vendite future e riducendo gli sprechi. Quando un'impresa conosce già in anticipo la domanda prevista, la programmazione dell'intera filiera risulta coerente con i flussi di lavoro, i turni di personale e gli ordini ai fornitori. Se il software di previsione segnala un aumento

⁹⁷ Pundir, A. K., Ganapathy, L., Maheshwari, P., & Kumar, M. N. (2020, November). Machine learning for revenue forecasting: A case study in retail business. In *2020 11th IEEE Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)* (pp. 0201-0207). IEEE.

⁹⁸ Pereira, L. N., & Cerqueira, V. (2022). Forecasting hotel demand for revenue management using machine learning regression methods. *Current Issues in Tourism*, 25(17), 2733-2750.

⁹⁹ Chen, C., & Kachani, S. (2007). Forecasting and optimisation for hotel revenue management. *Journal of revenue and pricing management*, 6, 163-174.

probabile di acquisti in un determinato trimestre, la direzione organizza scorte maggiori e, se necessario, aumenta le risorse operative per ridurre i tempi di realizzazione¹⁰⁰. Un sistema di tal genere, alimentato da grandi masse di dati interni (ad esempio, la storia delle vendite), e da fattori esterni (movimenti dei prezzi delle materie prime, tendenze macroeconomiche e segnali di mercato), produce simulazioni che aiutano a prevenire scompensi. Certe tecniche prevedono l'utilizzo di reti neurali ricorrenti, le quali si focalizzano sulle serie temporali, individuando pattern destinati a ripresentarsi e segnalando possibili varianti¹⁰¹.

Le aziende che interagiscono con mercati internazionali, soprattutto, traggono giovamento dall'adozione di piattaforme predittive capaci di elaborare dati provenienti da molteplici aree geografiche. La gestione dei tassi di cambio, la valutazione delle condizioni geopolitiche e la considerazione delle normative locali di import/export convergono in un modello complesso, dove la decisione di produrre più unità di un certo articolo o di selezionare un fornitore situato in un altro continente può dipendere da valutazioni probabilistiche¹⁰². Alcuni operatori logistici integrano previsioni sulla tempistica e sui costi di trasporto, incrociandole con l'andamento dei porti e delle tratte aeree, così da proporre soluzioni per contenere i ritardi e, insieme, massimizzare i margini sulle vendite estere.

La ricerca di un incremento delle entrate si ricollega anche all'analisi del comportamento della clientela, specialmente in contesti fortemente digitalizzati. Piattaforme e-commerce, siti di servizi e applicazioni mobili raccolgono dati di navigazione e sessioni di acquisto¹⁰³. Un motore di IA, addestrato su tali informazioni, determina quali prodotti generano maggiore interesse e quali fattori

¹⁰⁰ Würfel, M., Han, Q., & Kaiser, M. (2021, December). Online advertising revenue forecasting: An interpretable deep learning approach. In *2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 1980-1989). IEEE.

¹⁰¹ Mishev, K., Gjorgjevikj, A., Vodenska, I., Chitkushev, L., Souma, W., & Trajanov, D. (2019, December). Forecasting corporate revenue by using deep-learning methodologies. In *2019 International Conference on Control, Artificial Intelligence, Robotics & Optimization (ICCAIRO)* (pp. 115-120). IEEE.

¹⁰² Kureljusic, M., & Reisch, L. (2022). Revenue forecasting for European capital market-oriented firms: A comparative prediction study between financial analysts and machine learning models. *Corporate Ownership & Control*, 19(2), 159-178.

¹⁰³ Mäkiäho, M. (2019). Accuracy of revenue forecasting as a developer of financial management in the construction industry: Case Skanska.

scatenano l'abbandono del carrello. La struttura di backend può testare, con rapidità, diversi layout o strategie di promozione, misurando le risposte degli utenti e procedendo con la variante più redditizia. Alcune metodologie A/B testing si combinano con modelli predittivi che suggeriscono il contenuto ideale per ogni segmento di pubblico¹⁰⁴. A volte, la piattaforma propaga un codice sconto personalizzato, riservandolo ai visitatori considerati più inclini a concludere l'acquisto, una volta visualizzato l'incentivo. Altre volte, il sistema invia e-mail mirate ai clienti rimasti inattivi, confidando di recuperarli con offerte speciali.

Il settore del credito sfrutta tecniche predittive per classificare i debitori in base al rischio, definendo criteri di concessione che incrementano la probabilità di rimborso. Pur essendo uno scenario in cui la protezione dei dati richiede numerose cautele, la capacità di anticipare eventuali insolvenze e di dosare i tassi d'interesse incide sul risultato economico dell'istituto. Accade qualcosa di simile nel ramo assicurativo, dove i modelli di apprendimento automatico ipotizzano la probabilità di sinistro e definiscono fasce di premio corrispondenti a categorie di rischio distinte. Massimizzare i ricavi, in quel contesto, significa combinare prezzi competitivi e riduzione delle richieste di indennizzo, il che conduce a un equilibrio basato su una lettura dei dati sempre più sofisticata.

Molti operatori integrano la funzione predittiva con la rilevazione in tempo reale di cambiamenti nel sentiment dei consumatori¹⁰⁵. Nei social media, nei forum online e nelle piattaforme di recensioni è possibile individuare segnali iniziali di insoddisfazione o tendenze di gradimento. Filtri algoritmici che analizzano testi, immagini o video puntano a estrarre indicazioni utili per aggiornare in corsa le strategie di vendita. Quando emergono segnali di flessione nelle valutazioni del pubblico, la direzione può reagire, rivedendo l'assortimento o implementando nuovi servizi di assistenza. Una simile dinamicità arricchisce l'approccio

¹⁰⁴ Barker, J., Gajewar, A., Golyaev, K., Bansal, G., & Conners, M. (2018, April). Secure and automated enterprise revenue forecasting. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 32, No. 1).

¹⁰⁵ Topaloglu, G., Kalaycı, T. A., Pekel, K., & Akay, M. F. (2023). Revenue forecast models using hybrid intelligent methods. *Int. J. Math. Comput. Eng*, 2, 117-122.

commerciale, perché le decisioni non si basano unicamente sulle performance storiche, ma anche su un ascolto continuo di ciò che accade nel mondo digitale¹⁰⁶.

Le aziende tecnologiche sfruttano l'automazione predittiva per definire licenze e pacchetti di servizi su canone periodico, stabilendo soglie e sconti in modo da invogliare i clienti a passare a versioni più avanzate o a estendere le funzionalità dei prodotti. I dati su tassi di adozione, frequenza di utilizzo e caratteristiche demografiche della base utenti confluiscono in un sistema di analisi che elabora ipotesi di miglioramento dei piani tariffari. Alcune piattaforme, grazie a funzioni di IA, lanciano periodi di prova mirati, agganciando segmenti specifici di pubblico, così da ottimizzare la conversione in sottoscrizioni a pagamento¹⁰⁷. Un numero crescente di software house integra sondaggi rapidi all'interno dell'interfaccia utente, ricevendo feedback utili per alimentare i modelli di previsione e potenziare il percorso verso l'aumento dei ricavi.

La massimizzazione dei guadagni non si esaurisce in scelte meramente tattiche, bensì si colloca in piani aziendali di più lungo respiro. Un board direzionale, assistito da sistemi predittivi, può variare i progetti di investimento, decidendo di creare nuove filiali in aree geografiche in espansione e differenziare l'offerta in mercati emergenti¹⁰⁸. Una simile proiezione richiede un esame della situazione macro e microeconomica, la stima dei costi da sostenere, la potenziale redditività e il rischio di saturazione. I responsabili finanziari si servono di modelli di scenario che rielaborano molteplici variabili: politiche monetarie, stabilità politica, barriere di ingresso e abitudini di consumo locali. In questa maniera, la definizione di un nuovo polo produttivo o il lancio di un servizio premium avviene con maggiore cognizione di causa, in virtù di parametri desunti da fonti eterogenee.

Nei contesti in cui la concorrenza risulta intensa, la velocità con cui vengono aggiornate le previsioni assume un valore cardine. Un'impresa che aggiorna di rado

¹⁰⁶ Whitfield, R. I., & Duffy, A. H. B. (2013). Extended revenue forecasting within a service industry. *International Journal of Production Economics*, 141(2), 505-518.

¹⁰⁷ Chung, I. H., Williams, D. W., & Do, M. R. (2022). For better or worse? Revenue forecasting with machine learning approaches. *Public Performance & Management Review*, 45(5), 1133-1154.

¹⁰⁸ Lorenz, T., & Homburg, C. (2018). Determinants of analysts' revenue forecast accuracy. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 51, 389-431.

i propri modelli potrebbe restare ancorata a dati non più rispondenti alle condizioni di mercato. Per evitare questo inconveniente, alcune organizzazioni hanno predisposto pipeline di retraining automatico che raccolgono informazioni nuove e ricalibrano le reti neurali, con cicli che si ripetono su base mensile o addirittura settimanale. I dipartimenti di analisi elaborano metriche di accuratezza e monitorano possibili anomalie, pronti a intervenire sulla configurazione dei parametri in caso di scostamenti eccessivi tra stime e dati effettivi¹⁰⁹. Tale costante manutenzione dei modelli assicura una vicinanza alle dinamiche reali, aumentando le chance di mantenere il margine di profitto desiderato.

Le metodologie predittive che puntano alla crescita dei ricavi spaziano dai sistemi più semplici, basati su regressioni lineari, fino a soluzioni ad alta complessità, incluse le architetture di deep learning. Ogni scenario aziendale presenta proprie esigenze di granularità: un marchio globale di abbigliamento desidera valutare la reattività del pubblico a nuove collezioni su scala continentale, mentre un produttore di dispositivi medicali desidera calcolare la domanda annua, con un focus su reparti ospedalieri e canali di distribuzione specializzati. Ognuno di questi obiettivi richiede la selezione di variabili indipendenti diverse, la definizione di set di training specifici e l'adozione di algoritmi adeguati a gestire l'orizzonte temporale o la natura dei dati¹¹⁰.

Pare evidente che un'iniziativa di previsione rivolta a incrementare i ricavi non rappresenti una procedura automatica priva di rischi. L'interpretazione dei risultati, la gestione degli errori di stima e l'eventualità di bias nei dataset originali suggeriscono l'impiego di professionalità competenti. Un data scientist, unito a chi possiede esperienza sul mercato di riferimento, può tradurre i risultati numerici in decisioni commerciali efficaci. Esiste la possibilità di incorrere in fraintendimenti, quando i numeri mostrano correlazioni che non trovano riscontro in fattori reali, e quando l'azienda imbocca strade avventate fidandosi ciecamente di un sistema

¹⁰⁹ Darapaneni, N., Muthuraj, S., Prabakar, K., & Sridhar, M. (2019, April). Demand and revenue forecasting through machine learning. In *2019 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)* (pp. 0328-0331). IEEE.

¹¹⁰ Golderzahi, V., & Pao, H. K. K. (2024). Revenue forecasting in smart retail based on customer clustering analysis. *Internet of Things*, 27, 101286.

automatizzato¹¹¹. La prudenza metodologica impone di verificare, con approcci di validazione incrociata e di stress testing, che i modelli reagiscano correttamente alle oscillazioni.

Si tratta, nel complesso, di un insieme di strategie che attinge a principi statistici, metodi di machine learning, analisi storiche e parametri di contesto. Il fine comune risiede nell'aumentare i margini di guadagno, prevedendo le fluttuazioni e calibrando le azioni in modo coerente con la domanda. La sinergia tra competenze analitiche e conoscenza approfondita del settore di appartenenza dona forma alle scelte manageriali, collocando gli strumenti predittivi come elemento centrale nella catena decisionale¹¹². Un simile approccio può modificare radicalmente l'impostazione tradizionale dei reparti vendite e marketing, proiettando l'impresa in una dimensione di lettura costante dei flussi informativi. Restando in ascolto di segnali interni ed esterni, la dirigenza affina la precisione delle scelte tariffarie, sperimenta strategie di promozione e personalizza l'offerta, con l'obiettivo di massimizzare il ritorno economico senza alienare la fidelizzazione del pubblico e, anzi, tentando di rafforzare la percezione di un servizio adeguato alle attese¹¹³.

2.3 L'IA e la competizione nel mercato globale

Molte imprese di dimensioni internazionali considerano l'IA una leva determinante per affrontare i mercati più concorrenziali. Alcuni attori multinazionali dedicano risorse ingenti allo sviluppo di infrastrutture capaci di raccogliere e interpretare dati di vendita, preferenze dei consumatori e tendenze settoriali, così da prevedere gli spostamenti della domanda in varie aree geografiche. Molti dipartimenti di analisi studiano con attenzione i segnali

¹¹¹ Fiori, A. M., & Foroni, I. (2020). Prediction accuracy for reservation-based forecasting methods applied in revenue management. *International Journal of Hospitality Management*, 84, 102332.

¹¹² Chase Jr, C. W. (2014). Innovations in Business Forecasting: Predictive Analytics. *Journal of Business Forecasting*, 33(2).

¹¹³ Roy, Y., & Kaur, S. (2023). Revenue Forecasting Using Machine Learning Models. *Explainable Machine Learning Models and Architectures*, 155-170.

provenienti da piattaforme digitali, social network e fonti informative locali, affinando algoritmi di previsione in grado di aggiornarsi con cadenze ravvicinate¹¹⁴.

Gli uffici commerciali, parallelamente, si orientano verso sistemi di pricing flessibile che modulano le tariffe in base a eventi imprevisti, disponibilità di prodotto e intensità del desiderio d'acquisto rilevata attraverso i segnali di navigazione. Alcuni colossi del comparto tecnologico, dotati di una presenza globale, sperimentano metodologie sofisticate per coordinare le filiali dislocate in differenti continenti, ottenendo un quadro quasi istantaneo delle fluttuazioni della concorrenza e dei cambi di preferenza dei clienti¹¹⁵. Altri marchi di settori più tradizionali, come la manifattura o l'alimentare, introducono forme di IA meno appariscenti ma efficaci, spesso concentrate sulla logistica e la pianificazione delle forniture, al fine di evitare carenze di materiali o disallineamenti fra le strategie di vendita e la produzione effettiva.

La presenza di algoritmi di apprendimento automatico rivolti allo studio dei mercati mondiali si lega alla crescente complessità delle relazioni fra fornitori, distributori e consumatori. Alcune aziende si concentrano su un aspetto chiave: la comprensione delle dinamiche di prezzo praticate da rivali che competono su scala planetaria, dove fluttuazioni valutarie, barriere doganali e differenze culturali si intrecciano¹¹⁶. Un software che valuta i listini e le promozioni della concorrenza, unito a previsioni sul potere d'acquisto locale, può suggerire tempestive revisioni delle strategie commerciali, riducendo i tempi di reazione e rafforzando la capacità di consolidare la propria quota di mercato in aree turbolente. Alcuni canali di e-

¹¹⁴ Smuha, N. A. (2021). From a 'race to AI' to a 'race to AI regulation': regulatory competition for artificial intelligence. *Law, Innovation and Technology*, 13(1), 57-84.

¹¹⁵ Komolafe, A. M., Aderotoye, I. A., Abiona, O. O., Adewusi, A. O., Obijuru, A., Modupe, O. T., & Oyeniran, O. C. (2024). Harnessing business analytics for gaining competitive advantage in emerging markets: A systematic review of approaches and outcomes. *International journal of management & entrepreneurship research*, 6(3), 838-862.

¹¹⁶ Ochuba, N. A., Amoo, O. O., Akinrinola, O., Usman, F. O., & Okafor, E. S. (2024). Market expansion and competitive positioning in satellite telecommunications: A review of analytics-driven strategies within the global landscape. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(3), 567-581.

Salam, K. N., Aslim, S., Palinggi, P. P. H., Marsela, I., & Megawaty, M. (2025). Analysis of Effective Marketing Strategies in Facing Tight Competition in the Marketplace Global. *Paradoks: Jurnal Ilmu Ekonomi*, 8(2), 525-539.

commerce, di vasta diffusione globale, si affidano a sistemi di raccomandazione attivi in più lingue, capaci di catturare sfumature nell'apprezzamento dei prodotti e di generare offerte tagliate su misura per segmenti di utenti con abitudini molto diverse tra loro. Il fattore linguistico, la varietà di preferenze e la rapidità di aggiornamento spingono le società a investire in architetture cloud e tecnologie di rete neurale che elaborano flussi di dati enormi, fornendo risposte nel giro di pochi secondi. Alcune piattaforme di pagamento o fintech, strutturate su circuiti internazionali, gestiscono modelli di scoring avanzato per ridurre il rischio di frodi e migliorare l'affidabilità delle transazioni, collaborando con diversi intermediari in paesi soggetti a regole peculiari¹¹⁷.

L'IA legata alla competizione globale incontra forme di collaborazione e aggregazioni di filiera, perché alcune iniziative richiedono scambio di dati oltre i confini aziendali. Un consorzio di imprese, in certi casi, elabora un protocollo di condivisione delle informazioni di vendita e magazzino, così da costruire previsioni più solide sul flusso di richieste di componenti o materiali. Chi fornisce parti meccaniche a un produttore estero, per esempio, necessita di informazioni affidabili sulla produzione prevista, per evitare sia accumuli indesiderati sia rallentamenti che frenerebbero la competitività del gruppo nel suo insieme. Una simile prospettiva si lega all'idea di orchestrare catene del valore complesse, dove la reattività collettiva diventa rilevante per competere contro gruppi più grandi. Gli algoritmi sviluppati in questa cornice mostrano una logica multi-stakeholder, con parametri che considerano costi di trasporto, tempistiche di consegna e volatilità delle richieste finali, generando una risposta coordinata in cui ciascun partecipante usufruisce di una visione estesa¹¹⁸.

Alcune sfide emergono quando si cerca di importare o esportare prodotti in paesi lontani, con regole e culture diverse. Le piattaforme di IA adibite all'analisi

¹¹⁷ Vashishth, T. K., Sharma, V., Sharma, K. K., Kumar, B., Chaudhary, S., & Panwar, R. (2024). AI and data analytics for market research and competitive intelligence. In *AI and Data Analytics Applications in Organizational Management* (pp. 155-180). IGI Global Scientific Publishing.

¹¹⁸ Raghav, Y. Y., Tipu, R. K., Bhakhar, R., Gupta, T., & Sharma, K. (2024). The Future of Digital Marketing: Leveraging Artificial Intelligence for Competitive Strategies and Tactics. In *The Use of Artificial Intelligence in Digital Marketing: Competitive Strategies and Tactics* (pp. 249-274). IGI Global.

dei mercati globali prendono in esame la complessità normativa, la stabilità politica, i possibili ostacoli burocratici e la disponibilità di infrastrutture logistiche. Un'impresa che mira a distribuire articoli farmaceutici in varie regioni raccoglie dati sui requisiti di certificazione, sui controlli doganali e sui parametri legali, trasferendoli in un sistema di supporto decisionale che calcola scenari alternativi. I manager scelgono dove puntare con priorità, valutando le prospettive di guadagno e il livello di rischio¹¹⁹.

Talvolta, l'IA segnala un rallentamento in un'area geografica causato da fattori macroeconomici, stimolando una diversificazione verso altri mercati. In aggiunta, le imprese più tecnologicamente avanzate si servono di strumenti di text mining su fonti ufficiali e social, allo scopo di rilevare notizie strategiche in tempo quasi reale, individuando persino tendenze in divenire che potrebbero trasformarsi in nuovi filoni di crescita o in minacce impreviste.

L'assetto delle supply chain globali rivela una crescente vulnerabilità di fronte a crisi improvvise, da cui la necessità di elaborare piani di risposta rapidi e di sfruttare meccanismi di analisi che aggregano dati dalle dogane, dai trasporti marittimi e aerei, nonché dal sistema assicurativo. L'IA, in questi casi, allerta i responsabili quando si manifestano ritardi e ingorghi nei porti, suggerendo rotte e modalità di spedizione alternative, con una stima dei costi e delle tempistiche necessarie a tutelare la puntualità delle consegne. Alcune entità che operano nella logistica su larga scala utilizzano algoritmi di ottimizzazione per programmare i percorsi dei cargo, valutando fattori come meteo, pirateria, infrastrutture portuali, disponibilità di magazzino e richieste immediate dei clienti. La scena competitiva si arricchisce quando più operatori adottano strumenti simili, sfidandosi a colpi di algoritmi sempre più sofisticati, in un mosaico in cui la rapidità e la precisione di calcolo segnalano un vantaggio per chi sa gestire la catena con metodi ben strutturati.

¹¹⁹ Paul, R. (2024). European artificial intelligence “trusted throughout the world”: Risk-based regulation and the fashioning of a competitive common AI market. *Regulation & Governance*, 18(4), 1065-1082.

Spesso la competizione globale poggia su uno studio dei flussi finanziari e sull'analisi di variabili valutarie. Le società che operano in settori a margine ridotto, come l'elettronica di consumo, sentono la necessità di acquistare componenti in paesi con costi contenuti e di distribuirli altrove, coordinandosi con stabilimenti di assemblaggio dislocati in località intermedie. Un sistema di IA addestrato a comprendere l'andamento dei tassi di cambio, i costi di trasporto e la stagionalità delle richieste, costruisce previsioni che guidano la direzione verso una strategia di rifornimento più ponderata¹²⁰. Viene ridotto il rischio di sbilanciarsi su un unico fornitore, perché l'algoritmo indica la presenza di opzioni alternative, segnalandone tempi di consegna e requisiti di affidabilità. La capacità di estrarre indicazioni tempestive e di riadattare la mappa dei fornitori spinge la competitività verso quote più elevate, consolidando la presenza in scenari transnazionali.

Le imprese dominanti impiegano piattaforme di IA che elaborano i dati sul comportamento dei clienti in svariati mercati, individuando differenze di gusto, di potere d'acquisto e di tradizioni. I responsabili di prodotto modulano i cataloghi in base a criteri di differenziazione: un brand internazionale di cosmetici può introdurre varianti adeguate a preferenze locali, lanciando campagne di marketing calibrate secondo i tratti culturali di ciascun bacino di vendita. L'IA contribuisce a questa personalizzazione, estrapolando insight da social media, blog e forum, con l'obiettivo di comprendere quali ingredienti o varianti di packaging incontrino un maggiore gradimento in determinate regioni. L'adattamento della proposta commerciale risulta più rapido e preciso quando ci si affida a meccanismi di data mining ben integrati con i software gestionali, perché i responsabili commerciali ricevono analisi dettagliate e implementano variazioni immediate nei negozi fisici o virtuali¹²¹.

In diversi contesti, si delineano fenomeni di confronto serrato fra piattaforme digitali, ciascuna delle quali cerca di ampliare la propria sfera d'influenza su scala mondiale. Le big tech, forti di infrastrutture e capitali notevoli, sperimentano

¹²⁰ Chui, M., & Francisco, S. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier. *McKinsey and Company Global Institute*, 47(3.6), 6-8.

¹²¹ Teixeira, S., & Remondes, J. (Eds.). (2023). *The Use of Artificial Intelligence in Digital Marketing: Competitive Strategies and Tactics: Competitive Strategies and Tactics*. IGI Global.

algoritmi in grado di rivolgersi a milioni di utenti contemporaneamente, personalizzando promozioni e servizi. Altre realtà emergenti, pur partendo da basi minori, contano sulla creatività dei propri ricercatori o su partnership con istituzioni locali, sfruttando l'IA per strutturare modelli di business più agili e radicati nelle specificità di certi mercati. Ne nasce uno scontro in cui la concorrenza si gioca molto sulla capacità di innovare, di raccogliere feedback in real time e di convertire le idee in prodotti o servizi soddisfacenti.

Il vantaggio comparato risiede spesso nel possesso di dataset ampi e aggiornati, nonché nella disponibilità di tecnologie che velocizzano l'apprendimento delle reti neurali. In certe regioni del pianeta, la disomogeneità della connettività rappresenta un ostacolo o un punto di discriminazione: alcune aziende focalizzano gli investimenti per migliorare le reti di trasmissione dati o per creare versioni “leggere” delle proprie applicazioni, in grado di girare pure su dispositivi non recentissimi. L'IA, in tal caso, non si limita a offrire previsioni di mercato, ma può suggerire politiche di localizzazione e di potenziamento delle infrastrutture di rete¹²².

Da un altro punto di vista, la ricerca di competitività su scala planetaria implica, per certi operatori, la gestione delle regolamentazioni tipiche di contesti legali molto diversi tra loro. Le soluzioni di IA che analizzano documenti e normative in più lingue, esaminando i requisiti fiscali, le restrizioni doganali o i limiti al trasferimento dei dati, aiutano gli uffici legali a tracciare uno scenario meno confuso. Le interpretazioni automatizzate vengono comunque supervisionate da team di esperti, ma la velocità nel setacciare migliaia di pagine di leggi e circolari migliora l'efficienza dei processi di localizzazione. In presenza di vincoli sullo stoccaggio di dati sensibili, alcune imprese scelgono di aprire data center in loco, eseguendo un investimento ritenuto strategico per conformarsi alle regole nazionali. I software di IA, usati in combinazione con sistemi di geolocalizzazione e strumenti

¹²² Hossain, M. A., Agnihotri, R., Rushan, M. R. I., Rahman, M. S., & Sumi, S. F. (2022). Marketing analytics capability, artificial intelligence adoption, and firms' competitive advantage: Evidence from the manufacturing industry. *Industrial Marketing Management*, 106, 240-255.

di cifratura, abbattano numerose barriere nella gestione delle informazioni a livello globale, riducendo le latenze e garantendo un funzionamento continuo¹²³.

Gli scenari di mercato gestiti da IA si estendono, in parecchi casi, alla dimensione finanziaria e alle previsioni di investimento in progetti innovativi. Alcune compagnie monitorano l'andamento di startup locali, individuando iniziative promettenti mediante analisi dei social, delle menzioni su siti specializzati e della partecipazione a fiere settoriali. I modelli di calcolo suggeriscono parametri di valutazione: reputazione del team fondatore, potenziale di scalabilità, compatibilità con le tendenze globali. Quando emergono indicazioni interessanti, la direzione decide se avviare un'operazione di acquisizione o una partnership, rafforzando la presenza in regioni considerate redditizie. La concorrenza diventa spesso una gara di velocità nel concludere tali accordi, poiché diversi colossi potrebbero puntare sul medesimo obiettivo. Saper leggere in anticipo le correnti del mercato e individuare le startup in ascesa rappresenta un vantaggio competitivo di rilievo, ottenuto anche grazie alle piattaforme IA che scandagliano flussi continui di dati e mettono in luce pattern d'interesse¹²⁴.

In un tale contesto, la rilevanza della logica predittiva applicata su scala internazionale si fonde con una volontà di evolvere verso catene del valore digitalizzate e sincronizzate. La concorrenza globale non riguarda soltanto l'atto della vendita, ma l'intera catena, dalla definizione del concept di prodotto alla distribuzione capillare e al ciclo di assistenza post-vendita. Gli algoritmi di machine learning possono supportare i reparti di design, suggerendo varianti che rispecchino gusti locali o vincoli ambientali. I processi di confezionamento e trasporto si collegano, a loro volta, a strategie di marketing che bilanciano costi e benefici, mentre i portali e-commerce propongono offerte personalizzate.

¹²³ Aripin, Z., Suganda, U. K., & Kusumah, A. Z. (2022). Marketing intelligence: Innovation ability to anticipate global competition. *International Journal of Research in Business and Social Science*, 11(1), 328-339.

¹²⁴ Akpan, I. J., Udoh, E. A. P., & Adebisi, B. (2022). Small business awareness and adoption of state-of-the-art technologies in emerging and developing markets, and lessons from the COVID-19 pandemic. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, 34(2), 123-140.

Le compagnie rivali, agendo simultaneamente su più fronti, danno forma a un mercato in cui la velocità di reazione e la qualità delle previsioni gioca un ruolo centrale. L'IA diventa uno strumento che va plasmato e calibrato con cura, evitando di affidarsi a soluzioni rigide o non aggiornate¹²⁵. Chi riesce a gestire con abilità questi meccanismi ottiene la possibilità di adattarsi ai cambi di rotta del mercato globale, potenziando l'impatto delle proprie scelte commerciali, operative e finanziarie. La cornice internazionale, con la sua pluralità di usi e costumi, eleva la sfida e obbliga le imprese a un approccio analitico sofisticato, in cui la capacità di leggere segnali deboli e di reinterpretarli in ottiche previsionali diventa una risorsa di primaria importanza.

2.4 Processi decisionali potenziati da algoritmi avanzati

Processi decisionali di taglio avanzato sorgono all'intersezione fra analisi dei dati, metodologie di apprendimento e infrastrutture tecniche accuratamente coordinate. Alcuni dirigenti aziendali, incoraggiati dalla disponibilità di algoritmi sofisticati, aspirano a definire scelte più rapide e meno legate all'intuito individuale. Un sistema automatizzato, specializzato nel valutare serie storiche e flussi in tempo quasi reale, contribuisce a individuare correlazioni insospettite e a formulare ipotesi strategiche¹²⁶. La direzione si trova a consultare cruscotti di supporto che mostrano mappe probabilistiche, indicatori aggregati e scenari simulati. In queste condizioni, la responsabilità umana consiste nel vagliare le raccomandazioni generate dalla macchina, accogliendole quando appaiono coerenti e interrogandosi su eventuali anomalie¹²⁷.

¹²⁵ King, K. (2019). *Using Artificial Intelligence in Marketing: How to harness AI and maintain the competitive edge*. Kogan Page Publishers.

¹²⁶ Devi, K. G., Rath, M., & Linh, N. T. D. (Eds.). (2020). *Artificial intelligence trends for data analytics using machine learning and deep learning approaches*. CRC Press.

¹²⁷ Andronie, M., Lăzăroiu, G., Iatagan, M., Uță, C., Ștefănescu, R., & Cocoșatu, M. (2021). Artificial intelligence-based decision-making algorithms, internet of things sensing networks, and deep learning-assisted smart process management in cyber-physical production systems. *Electronics*, 10(20), 2497.

Alcune imprese collocano, nel cuore del processo decisionale, un hub di analytics che raccoglie input provenienti da vendite, marketing, supply chain e risorse umane. Ogni reparto fornisce un contributo, segnalando dati e obiettivi, mentre l'algoritmo analizza l'insieme e propone una graduatoria di iniziative percorribili¹²⁸. Un gruppo manifatturiero, per esempio, può ricevere suggerimenti riguardo alle linee di prodotto da privilegiare su base stagionale, in funzione di metriche di redditività e volumi di scarto. Una società di servizi, invece, potrebbe confrontare i costi previsti per l'introduzione di un nuovo pacchetto di offerte con i vantaggi calcolati da un modello predittivo, arrivando a decisioni più razionali e con un minor intervallo di indecisione. Il flusso appare particolarmente efficace quando la rete di scambio interno supporta un continuo rimpallo di informazioni, evitando che dati isolati vengano ignorati o comunicati in ritardo¹²⁹.

Le piattaforme di recommendation, unite agli algoritmi di apprendimento automatico, offrono la possibilità di semplificare le alternative in contesti intricatissimi. Alcune procedure specializzate nel ranking di soluzioni ipotizzano priorità e mettono in evidenza le opportunità con più alta probabilità di successo. Una configurazione di fabbrica, nella quale robot, software gestionali e strumenti di manutenzione predittiva dialogano, genera un flusso decisionale in cui la valutazione dei costi e dei benefici raggiunge gradi di precisione impensabili anni fa¹³⁰. Peraltro, questi dispositivi si aggiornano in maniera iterativa: i parametri adottati oggi potrebbero variare domani, se un cambiamento nel comportamento dei clienti o nei mercati lo rende necessario. Il dirigente, convocando riunioni periodiche e consultando le analisi elaborate dai sistemi, si orienta verso azioni meglio calibrate, e in tempi contenuti¹³¹.

¹²⁸ Fomude, A. H., Yang, C., Agordzo, G. K., Serwah, A. V., & Abangbila, L. (2023, February). AI model to improve HR decision-making with machine learning predictions algorithm. In *2023 25th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)* (pp. 206-212). IEEE.

¹²⁹ Nagy, Z. (2018). *Artificial Intelligence and Machine Learning Fundamentals: Develop real-world applications powered by the latest AI advances*. Packt Publishing Ltd.

¹³⁰ Tien, J. M. (2017). Internet of things, real-time decision making, and artificial intelligence. *Annals of Data Science*, 4, 149-178.

¹³¹ Seyedzadeh, S., Rahimian, F. P., Oliver, S., Rodriguez, S., & Glesk, I. (2020). Machine learning modelling for predicting non-domestic buildings energy performance: A model to support deep energy retrofit decision-making. *Applied Energy*, 279, 115908.

I software di deep learning incaricati di supportare i processi decisionali si dividono fra applicazioni di pianificazione strategica e soluzioni di portata più operativa. Nei contesti di vertice, un modello altamente addestrato confronta dati macroeconomici, bilanci consuntivi e stime di domanda per valutare nuovi investimenti o ristrutturazioni dei processi produttivi¹³². In forma parallela, i dipartimenti esecutivi utilizzano strumenti semplificati, focalizzati su obiettivi settoriali, come la pianificazione delle campagne promozionali o il controllo puntuale dei rifornimenti di materie prime. L'effetto combinato consiste in un tessuto di algoritmi che convergono verso la stessa finalità: migliorare l'allineamento tra scelte di alto livello e iniziative quotidiane¹³³.

Un'organizzazione che sceglie di servirsi di algoritmi avanzati per prendere decisioni più articolate presta molta attenzione anche al tema dell'integrazione con i sistemi informativi preesistenti¹³⁴. Un'analisi decentralizzata, portata avanti da un unico reparto, rischia di generare incongruenze con gli altri segmenti aziendali, se non si costruisce un'infrastruttura capace di unificare i database o di scambiare gli aggiornamenti in modo continuo. Alcuni preferiscono adottare interfacce basate su servizi web che connettono i modelli di IA alle piattaforme tradizionali, come gli ERP e i CRM già attivi. Così facendo, i risultati dell'elaborazione finiscono nelle mani dei responsabili in tempi brevi, evitando dispersioni¹³⁵. Ci sono anche situazioni in cui l'azienda configura ambienti di data lake, in cui tutti i dati convergono prima di essere processati, consentendo un alto grado di uniformità delle fonti.

¹³² Nozari, H., & Sadeghi, M. E. (2021). Artificial intelligence and Machine Learning for Real-world problems (A survey). *International Journal of Innovation in Engineering*, 1(3), 38-47.

¹³³ Jane, J. B., & Ganesh, E. N. (2019). A review on big data with machine learning and fuzzy logic for better decision making. *Int. J. Sci. Technol. Res*, 8(10), 1221-1225.

¹³⁴ Irfan, M., Elhoseny, M., Kassim, S., & Metawa, N. (Eds.). (2023). *Advanced machine learning algorithms for complex financial applications*. IGI Global.

¹³⁵ Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management*, 48, 63-71.

L'uso di tecniche di ottimizzazione spinge i processi decisionali a valutare non solo gli aspetti immediati, ma anche i possibili sviluppi futuri¹³⁶. Un algoritmo orientato a massimizzare i ricavi sul breve termine potrebbe sacrificare ambiti di potenziale espansione a lungo periodo, se non è stato progettato per includere metriche di sostenibilità o di protezione della reputazione. Ecco perché il design dei modelli matematici incide su ciò che emerge come opzione preferibile, introducendo parametri multidimensionali¹³⁷. Le soluzioni di reinforcement learning, per esempio, aggiornano progressivamente la politica di azione in base alle ricompense ottenute, evolvendo verso pattern di scelta che bilanciano risultati momentanei ed equilibri futuri. Un'impresa commerciale che mira a fidelizzare la clientela, dunque, potrebbe indicare al sistema un peso maggiore per la soddisfazione degli utenti, in modo da costruire un rapporto di fiducia duraturo.

Alcuni responsabili si confrontano con il rischio di sovraccaricare i processi decisionali: una mole troppo ampia di raccomandazioni e analisi avanzate può disorientare chi prende le decisioni. I progetti meglio riusciti definiscono filtri e presentazioni sintetiche, in cui le informazioni cruciali risultano bene in evidenza¹³⁸. Un insieme di dashboard interattive, dove ogni funzione aziendale vede gli indicatori di propria competenza, si rivela determinante per consentire un confronto agile fra colleghi. Ci sono imprese che vanno oltre, creando veri e propri “decision rooms” equipaggiate con grandi schermi, su cui i vertici esaminano gli output dei modelli e interagiscono con simulazioni in diretta¹³⁹.

La dimensione etica del processo decisionale automatizzato, per quanto non sia sempre esplicitata, rimane sullo sfondo. L'azienda, quando affida a un algoritmo la selezione delle proposte di azione, si trova a confidare in stime e correlazioni che potrebbero celare bias o anomalie nei dati di origine. Le procedure di validazione

¹³⁶ Gin, G. K. (2025). Advancing Artificial Intelligence and Machine Learning for Adaptive Decision-Making and Enhanced Predictive Analytics. *Journal ID*, 1248, 5632.

¹³⁷ Kaur, J., & Gill, N. S. (2019). *Artificial Intelligence and deep learning for decision makers: a growth hacker's guide to cutting edge technologies*. BPB Publications.

¹³⁸ Rodgers, W., Murray, J. M., Stefanidis, A., Degbey, W. Y., & Tarba, S. Y. (2023). An artificial intelligence algorithmic approach to ethical decision-making in human resource management processes. *Human resource management review*, 33(1), 100925.

¹³⁹ Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & Von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California management review*, 61(4), 66-83.

dovrebbero esistere in ogni fase, soprattutto nei passaggi delicati, come la valutazione dei clienti oppure la definizione di prezzi in segmenti fragili. I manager più avveduti scelgono di istituire un comitato di verifica o dei protocolli specifici, in cui si ricorre a controlli periodici per determinare l'adeguatezza del modello e l'assenza di pericoli discriminatori. In alcuni casi, la trasparenza del modello viene garantita attraverso meccanismi di interpretabilità che forniscono una traccia comprensibile dei motivi che hanno condotto a raccomandare una certa azione¹⁴⁰.

Un ulteriore ambito consiste nella personalizzazione dei processi decisionali in base alle caratteristiche dell'impresa. Un modello generico, mutuato da altre esperienze, non sempre aderisce al quadro di riferimento di ciascuna realtà: qui entra in gioco l'abilità dei consulenti di IA e del personale interno, i quali traducono gli algoritmi in soluzioni su misura¹⁴¹. Alcune organizzazioni si dotano di un nucleo interno di data scientist, che affina costantemente i parametri e segue i progetti in ogni step, mentre altre preferiscono appaltare le fasi più tecniche a partner esterni, mantenendo in sede il compito di interpretare e approvare le proposte finali. In ogni caso, la coerenza tra meccanismi automatici e strategia complessiva richiede coordinamento fra chi domina le logiche informatiche e chi si occupa della conduzione del business¹⁴².

Esistono anche percorsi di “decision intelligence” che uniscono l'uso di algoritmi con metodi di problem solving collaborativo, coinvolgendo i membri di team differenti. Questo approccio mette insieme la potenza computazionale e le interpretazioni degli esperti, ipotizzando un iter di confronto fra soluzioni generate dal sistema e feedback di quanti conoscono le sfumature dei mercati, dei processi o della cultura organizzativa. Lo scambio consente di correggere proposte poco

¹⁴⁰ McNair, D. (2023). Artificial intelligence and machine learning for lead-to-candidate decision-making and beyond. *Annual review of pharmacology and toxicology*, 63(1), 77-97.

¹⁴¹ Ukhalkar, P., Bhate, M., & Hingane, S. (2023, August). Artificial Intelligence, Machine Learning, and Natural Language Processing Capabilities in Modern Business Intelligence. In *2023 7th International Conference On Computing, Communication, Control And Automation (ICCUBEA)* (pp. 1-5). IEEE.

¹⁴² Lazariu, G., Androniceanu, A., Grecu, I., Grecu, G., & Neguriță, O. (2022). Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing. *Oeconomia Copernicana*, 13(4), 1047-1080.

realistiche o di integrare conoscenze tacite che non figurano nei dataset¹⁴³. Si delinea, dunque, un processo di apprendimento reciproco: l'algoritmo si aggiorna grazie alle indicazioni umane e i decisori potenziano la propria visione grazie alle analisi della macchina.

I processi decisionali potenziati da algoritmi, in definitiva, creano un nuovo equilibrio tra analisi automatica ed esperienza gestionale¹⁴⁴. Le opportunità di individuare opzioni prima ignorate e di testare scenari diversi, un tempo complesse da gestire, ora diventano parte di una routine in cui l'accesso ai dati e la potenza di elaborazione offrono un grado di supporto senza precedenti¹⁴⁵. L'impresa, da parte sua, deve predisporre una struttura di governo e di verifica adatta a monitorare costantemente l'adozione degli algoritmi e a mantenere la coerenza tra obiettivi, risorse e risultati effettivi. Tale sinergia, se impostata in modo razionale, eleva l'accuratezza delle scelte e consolida l'efficacia dell'intero sistema decisionale, lasciando comunque spazio alla creatività manageriale e all'intuito di chi coordina le operazioni quotidiane¹⁴⁶.

2.5 Metodologie per valutare i ritorni degli investimenti in AI

Valutare i ritorni degli investimenti in IA impone una riflessione metodologica che accosti il rigore di analisi quantitativa a considerazioni di ordine strategico. Alcuni dipartimenti prediligono strumenti tradizionali quali il ROI, inteso come rapporto fra profitti addizionali e capitale impiegato, sottolineando la

¹⁴³ Singh, V., Chen, S. S., Singhanian, M., Nanavati, B., & Gupta, A. (2022). How are reinforcement learning and deep learning algorithms used for big data based decision making in financial industries—A review and research agenda. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(2), 100094.

¹⁴⁴ Hussain, M. D., Rahman, M. H., & Ali, N. M. (2024). Artificial intelligence and machine learning enhance robot decision-making adaptability and learning capabilities across various domains. *International Journal of Science and Engineering*, 1(3), 14-27.

¹⁴⁵ Allen, R., & Masters, D. (2020, March). Artificial Intelligence: the right to protection from discrimination caused by algorithms, machine learning and automated decision-making. In *ERA Forum* (Vol. 20, No. 4, pp. 585-598). Berlin/Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

¹⁴⁶ Rane, N. L., Paramesha, M., Choudhary, S. P., & Rane, J. (2024). Artificial intelligence, machine learning, and deep learning for advanced business strategies: a review. *Partners Universal International Innovation Journal*, 2(3), 147-171.

necessità di una stima attenta dei costi totali¹⁴⁷. Occorre includere le spese iniziali di sviluppo o acquisto, l'integrazione nei processi operativi, la formazione del personale e la manutenzione successiva. Altri preferiscono approcci più articolati, che adottano la valutazione dell'attualizzazione dei flussi di cassa, mediante indicatori come il Net Present Value o il tasso interno di rendimento, così da apprezzare i benefici attesi lungo tutto l'orizzonte temporale del progetto. In svariati casi, i dipartimenti contabili combinano entrambe le modalità, al fine di ottenere un quadro completo delle prospettive di redditività¹⁴⁸.

L'esame dei ritorni può prevedere una distinzione fra benefici tangibili e vantaggi che sfuggono a una quantificazione immediata¹⁴⁹. Da un lato, la comparsa di un incremento di vendite o la riduzione di costi di manodopera rientrano nei riscontri contabili, con numeri facilmente rilevabili. Dall'altro lato, emergono vantaggi meno palesi, come la maggiore precisione nella previsione di domanda, la riduzione dei rischi connessi a scarti produttivi, l'aumento della fidelizzazione dei clienti o l'accorciamento dei cicli di sviluppo. Tali effetti, benché difficili da tradurre in cifre puntuali, si collegano al consolidamento di competenze interne e a una crescita di competitività di lunga durata¹⁵⁰. Alcuni team manageriali articolano la valutazione costruendo matrici di punteggio, dove le dimensioni qualitative vengono ponderate per assegnare un peso alle ricadute strategiche dell'IA.

Alcune imprese impostano il processo di analisi all'interno di comitati multidisciplinari, che riuniscono esperti di finanza, informatica e risorse umane. Ognuno presenta le proprie istanze: il responsabile finanziario mostra i parametri economici, l'ufficio IT espone i requisiti infrastrutturali e i rischi di implementazione, mentre la direzione HR mette in evidenza le implicazioni sul

¹⁴⁷ Salemi Najafabadi, M., Sa'adatfar, N., & Karimi, F. (2015). Estimating the return on investment opportunities in financial markets due to their interaction relation and establishing optimized portfolio by Artificial Intelligence. *Journal of Asset Management and Financing*, 2(4), 35-50.

¹⁴⁸ Mou, X. (2019). Artificial intelligence: investment trends and selected industry uses. *International Finance Corporation*, 8(2), 311-320.

¹⁴⁹ Sun, Y. C., Cosgun, O., Sharman, R., Mulgund, P., & Delen, D. (2024). A stochastic production frontier model for evaluating the performance efficiency of artificial intelligence investment worldwide. *Decision Analytics Journal*, 12, 100504.

¹⁵⁰ Lui, A. K., Lee, M. C., & Ngai, E. W. (2022). Impact of artificial intelligence investment on firm value. *Annals of Operations Research*, 308(1), 373-388.

personale e sulla formazione¹⁵¹. Il dialogo cerca di definire scenari che contemplino non soltanto il computo monetario, ma anche l'impatto organizzativo, la compatibilità con gli obiettivi di medio periodo e l'eventuale influenza sull'immagine aziendale. Questo approccio integrato, benché più dispendioso in termini di tempo, riduce le possibilità di scelte miopi, poiché rintraccia fattori di successo o di potenziale criticità che i semplici indicatori numerici non sempre catturano¹⁵².

In molti casi, la misurazione dei ritorni implica lo studio di fasi pilota, in cui l'IA viene introdotta su un sottoinsieme di processi. Un reparto test sperimenta algoritmi di apprendimento, e i responsabili misurano gli effetti reali sul flusso operativo. Se i risultati appaiono incoraggianti, la direzione decide di estendere l'iniziativa ad altri segmenti dell'organizzazione¹⁵³. Questo iter graduale riduce il rischio di sovrastimare i benefici, offrendo una visione più attendibile dell'efficacia concreta. Al termine della sperimentazione, vengono confrontati gli indicatori di produttività, errori riscontrati, tempi di elaborazione o di consegna. I parametri estrapolati alimentano il modello economico che proietta i guadagni futuri, nel caso in cui il progetto venga replicato a livello più ampio¹⁵⁴.

Esiste una prospettiva che pone l'accento sull'analisi costi-benefici relativa all'impatto sulla catena del valore. Quando un'azienda integra sistemi di IA, può accadere che determinati passaggi subiscano modifiche profonde, come la riduzione delle attività ripetitive e l'incremento della qualità dei controlli. Il calcolo dei ritorni passa, in questo caso, attraverso l'osservazione di come i vari anelli si coordinano, inclusa la reazione di fornitori e clienti. Un distributore all'ingrosso, per esempio, potrebbe ricorrere ad algoritmi di previsione della domanda, con lo

¹⁵¹ Bargavi, N., & Kiruthiga, V. (2024, November). Maximizing Return on Investment Through Deep Learning-Driven Marketing Model. In *2024 2nd International Conference on Advances in Computation, Communication and Information Technology (ICAICCIT)* (Vol. 1, pp. 148-152). IEEE.

¹⁵² Ren, J. (2021). Research on financial investment decision based on artificial intelligence algorithm. *IEEE Sensors Journal*, 21(22), 25190-25197.

¹⁵³ Ravichandran, K. S., Thirunavukarasu, P., Nallaswamy, R., & Babu, R. (2005). Estimation of return on investment in share market through ANN. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 3, 44-54.

¹⁵⁴ Fraisse, H., & Laporte, M. (2022). Return on investment on artificial intelligence: The case of bank capital requirement. *Journal of Banking & Finance*, 138, 106401.

scopo di limitare i volumi di magazzino e perfezionare le tempistiche di consegna. Il vantaggio sui costi di stoccaggio è tangibile, ma i benefici si estendono anche a una riduzione degli sprechi, a un miglior servizio al cliente e a un potenziamento delle relazioni commerciali.¹⁵⁵ Raccogliere questi dati e tradurli in un indicatore di ritorno necessita di una cornice metodologica che includa voci di risparmio, costi potenziali di implementazione e possibili margini di flessibilità futura¹⁵⁶.

Alcuni operatori elaborano sistemi di misurazione a più stadi, in cui l'AI viene valutata periodicamente lungo il ciclo di vita, non soltanto prima o subito dopo l'implementazione. Un primo stadio analizza la bontà del disegno progettuale e stima i costi di avvio; un secondo stadio osserva gli indicatori di performance nel corso dei primi mesi, apportando eventuali aggiustamenti tecnici o formativi; il terzo stadio si concentra sulle prospettive di maturità, misurando se i vantaggi previsti si stabilizzano, oppure se occorre un rinnovamento dei modelli di apprendimento. In alcune organizzazioni, si prosegue con una valutazione conclusiva che sfocia in una scelta: mantenere l'IA in pianta stabile, espanderla a ulteriori aree o, in situazioni poco favorevoli, ridimensionarla. Questa periodicità protegge dal rischio di affidarsi a un quadro iniziale che potrebbe cambiare¹⁵⁷.

Un altro aspetto di rilievo consiste nella misurazione delle opportunità mancate se non si intraprende un percorso di AI. Certe aziende includono, fra le variabili di analisi, il potenziale danno derivante dal rimanere legati a metodi tradizionali, mentre competitor più aggressivi imboccano la via dell'automazione e dei modelli predittivi. È una componente di valutazione che non appare sulle voci di bilancio, ma che si rivela decisiva nello scenario concorrenziale. Alcuni manager, quindi, allocano un valore ipotetico alla perdita di quota di mercato o all'uscita ritardata di un prodotto, calcolando il differenziale che potrebbe emergere se non si introducono algoritmi intelligenti a supporto del processo di sviluppo. È un metodo

¹⁵⁵ Naqvi, A. (2021). *Artificial intelligence for asset management and investment: a strategic perspective*. John Wiley & Sons.

¹⁵⁶ Bharadwaj, P., Nicola, L., Breau-Brunel, M., Sensini, F., Tanova-Yotova, N., Atanasov, P., ... & Blankenburg, M. (2024). Unlocking the value: quantifying the return on investment of hospital artificial intelligence. *Journal of the American College of Radiology*, 21(10), 1677-1685.

¹⁵⁷ Faheem, M., Aslam, M., & Kakolu, S. (2022). Artificial Intelligence in Investment Portfolio Optimization: A Comparative Study of Machine Learning Algorithms. *International Journal of Science and Research Archive*, 6(1), 335-342.

che cerca di quantificare, in termini monetari, i rischi di immobilismo o di eccessiva prudenza¹⁵⁸.

Il tema della rendicontazione rivolta agli azionisti e agli altri interlocutori è altrettanto sensibile. Molti gruppi quotati desiderano illustrare con chiarezza i benefici di investimenti in IA, sottolineando i miglioramenti produttivi, la riduzione dei difetti, le innovazioni di gamma o la crescita del margine operativo¹⁵⁹. Alcune direzioni marketing collaborano con i reparti finanziari, presentando i risultati in dossier e report appositi, mostrando trend positivi legati all'introduzione progressiva di algoritmi di apprendimento e alla conseguente ottimizzazione delle operazioni. In tali occasioni, i vertici aziendali discutono la dimensione di sostenibilità e la responsabilità nel gestire i dati, pur se in questa sede il focus resta, principalmente, il ritorno tangibile del capitale investito¹⁶⁰.

Un ultimo elemento di rilievo riguarda le metodologie di analisi dei rischi e delle incertezze. Alcuni modelli di calcolo includono simulazioni su più scenari, immaginando ipotesi pessimistiche, intermedie e ottimistiche. Una stima iniziale ottiene così una distribuzione di probabilità, che evidenzia possibili varianze nei risultati. Quando un progetto di IA appare promettente ma incerto, i responsabili possono decidere di introdurlo gradualmente o di segmentarlo in fasi, monitorando via via l'evoluzione dei rendimenti¹⁶¹. Questo meccanismo di reintroduzione progressiva degli investimenti consente di limitare l'impatto di eventuali sorprese negative, lasciando la possibilità di bloccare o riconsiderare parti dell'iniziativa se i dati reali si allontanano troppo dalle previsioni.

Nel complesso, si scorge una varietà di approcci per quantificare o almeno tracciare i ritorni economici dell'IA, con una forte attenzione ai parametri di

¹⁵⁸ Arifian, D., Mudawanah, S., Herlina, H., & Sofana, A. I. (2024). The Impact of Artificial Intelligence on Investment Decision-Making. *Islamic Studies in the World*, 1(2), 93-102.

¹⁵⁹ Abuzabiba, A. K., Al-Nasrawi, Z. Q. J., & Al-Nasrawi, K. Q. J. (2024). the Role of Artificial Intelligence in Improving the Efficiency and Quality of Investment Projects. *The American Journal of Management and Economics Innovations*, 6(01), 54-74.

¹⁶⁰ Bevilacqua, M., Berente, N., Domin, H., Goehring, B., & Rossi, F. (2023). The return on investment in AI ethics: A holistic framework. *arXiv preprint arXiv:2309.13057*.

¹⁶¹ Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox. *The economics of artificial intelligence: An agenda*, 23(2019), 23-57.

contesto e alle peculiarità di ciascun settore¹⁶². C'è chi punta sulla massima formalizzazione, costruendo complessi modelli di discounted cash flow, e chi preferisce accompagnare le metriche classiche a indicatori di maturità digitale, indagando la capacità di sfruttare i dati come leva di crescita. Altre imprese abbracciano la prospettiva della comparazione tra periodi precedenti e successivi all'implementazione, sfruttando i flussi di dati per isolare l'effetto del rinnovamento tecnologico dal resto delle dinamiche di mercato. L'essenza rimane la predisposizione di una visione complessiva che sappia raccordare costi e benefici, prendendo in esame tanto le cifre tangibili quanto quei fattori più difficili da misurare, ma comunque rilevanti nel disegnare la traiettoria competitiva dell'azienda¹⁶³.

¹⁶² Zhang, Y. J., Zhang, H., & Gupta, R. (2023). A new hybrid method with data-characteristic-driven analysis for artificial intelligence and robotics index return forecasting. *Financial Innovation*, 9(1), 75.

¹⁶³ Chui, M., & Francisco, S. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier. *McKinsey and Company Global Institute*, 47(3.6), 6-8.

Capitolo 3

L'Intelligenza Artificiale nella gestione strategica delle aziende

3.1 Pianificazione strategica guidata dai dati: prospettive e metodologie

La pianificazione strategica guidata dai dati si colloca al crocevia fra discipline manageriali, statistica applicata e scienze dell'informazione, offrendo alla governance aziendale una struttura decisionale che trae linfa da flussi informativi eterogenei piuttosto che da percezioni episodiche. Durante gli ultimi due decenni, l'affermarsi di tecniche di analisi predittiva e di *machine learning* ha introdotto logiche di generazione del vantaggio competitivo fondate su algoritmi capaci di rilevare schemi ricorrenti all'interno di database sempre più voluminosi¹⁶⁴.

L'evoluzione dalla pianificazione tradizionale, spesso imperniata su bilanci consuntivi e intuizioni dei vertici, verso architetture *data-driven* ha comportato un ripensamento delle fasi di scanning ambientale, definizione degli obiettivi e allocazione delle risorse: dati storici, segnali esogeni in tempo quasi reale e variabili macroeconomiche confluiscono in modelli che restituiscono ipotesi articolate, corredate da intervalli di confidenza quantificati¹⁶⁵.

Nella prassi operativa, la raccolta delle informazioni si suddivide in tre bacini primari. La prima sorgente riguarda i repository interni – vendite, operazioni, assistenza clienti – spesso integrati all'interno di un *data lake* capace di uniformare formati disomogenei tramite procedure di *ETL* (*Extract, Transform, Load*). Un secondo bacino si alimenta tramite sensoristica *IoT* disposta lungo la filiera produttiva: metriche su temperatura, vibrazioni, consumi energetici vengono assorbite da piattaforme di *edge computing* e, successivamente, inoltrate ai server

¹⁶⁴ Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press.

¹⁶⁵ Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Press.

centrali. Il terzo insieme proviene da fonti esterne: rassegne di stampa digitalizzate, *feed social*, *dataset open data*, serie macro e microeconomiche pubblicate da istituzioni statistiche¹⁶⁶. L'intreccio di tali *stream* genera una mappa informativa ad alta granularità, da cui il software di analisi distilla *pattern* latenti mediante reti neurali profonde o, laddove i volumi risultino inferiori, tramite *gradient boosting* e *model ensemble* che combinano *decision tree*, regressioni *elastic-net* e classificatori *bayesiani*¹⁶⁷.

La fase di *data wrangling* – pulizia, de-duplicazione, imputazione dei valori mancanti – costituisce un passaggio essenziale, perché la presenza di errori sistematici o di *outlier* potrebbe far deragliare le stime; tale circostanza ha indotto molte organizzazioni a istituire un ufficio di *data governance*, chiamato a redigere *policy* su proprietà, accesso e qualità informativa. Una *checklist* stilata dal comitato di controllo interno, composta da rappresentanti di *finance*, *compliance* e tecnologia, indica con chiarezza i criteri minimi di affidabilità prima che un dataset sia dichiarato “analizzabile”.

In parallelo, la selezione degli algoritmi viene guidata sia dalle dimensioni dell'archivio sia dalla natura del problema strategico. Qualora l'obiettivo consista nel calibrare il portafoglio prodotti in funzione di cicli stagionali, la scelta cade su modelli di forecasting per serie temporali – ad esempio, *LSTM* o *Prophet* – che sfruttano *memory cell* e decomposizione additiva per cogliere tendenze, stagionalità e *shock* esogeni. Quando, invece, il fine consiste nel formulare scenari di investimento multinazionale, è usuale associare simulazioni Monte Carlo a tecniche di *clustering* gerarchico, ottenendo matrici di correlazione fra rischi macrofinanziari, normative doganali e volatilità valutaria.

Il momento della sintesi – spesso indicato con l'espressione “*sense-making*” – prevede la costruzione di cruscotti interattivi in cui indicatori *leading* (ordinativi futuri, sentiment dei clienti, previsioni sul prezzo delle materie prime) e indicatori

¹⁶⁶ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & company.

¹⁶⁷ Bibri, S. E. (2021). Data-driven smart sustainable cities of the future: Urban computing and intelligence for strategic, short-term, and joined-up planning. *Computational Urban Science*, 1(1), 8.

lagging (EBIT, varianze di costo, tasso di *churn*) appaiono in un'unica vista. Dashboard di seconda generazione, realizzate su architetture *in-memory*, permettono a dirigenti e analisti di modificare parametri in tempo reale, avviando simulazioni *what-if* che misurano l'effetto di variazioni del marketing mix, di tagli alla lista fornitori o di cambiamenti tariffari imposti dai regolatori. L'utilità maggiore emerge allorché il sistema genera *heat-map* di rischiosità geografiche e suggerisce traiettorie di spostamento degli asset in risposta a sanzioni internazionali o tensioni logistiche; in contesti caratterizzati da supply chain estese, tale facoltà riduce la probabilità di interruzioni capaci di deteriorare il margine operativo¹⁶⁸.

La metodologia *data-driven* non si limita alla previsione; essa comprende moduli di prescrizione, ossia algoritmi che raccomandano azioni finalizzate a massimizzare funzioni obiettivo – profitto economico, riduzione dell'impronta carbonica, bilanciamento fra rischio e ritorno. Strutture di *reinforcement learning*, alimentate da reward progettate in coerenza con gli obiettivi strategici, esplorano iterativamente combinazioni di decisioni, apprendo politiche capaci di auto-ottimizzarsi¹⁶⁹.

In un contesto retail, per esempio, il motore RL determina logiche di scontistica parametrica che favoriscono una rapida rotazione dell'inventario senza erodere il margine su categorie premium; nello stesso tempo, un modulo secondario misura l'elasticità di domanda, aggiornando i coefficienti in base a feedback giornalieri¹⁷⁰.

La letteratura raccomanda di accompagnare gli algoritmi con meccanismi di interpretabilità – *SHAP values*, *partial dependence plots*, *local surrogate models* – allo scopo di fornire spiegazioni intelligibili ai decisori e di mitigare l'avversione

¹⁶⁸ Pour, M. J., & Emami, S. A. (2023, May). Designing an Integrated Methodology for Data-Driven Marketing Strategic Planning. In *2023 9th International Conference on Web Research (ICWR)* (pp. 289-293). IEEE.

¹⁶⁹ Grandhi, B., Patwa, N., & Saleem, K. (2021). Data-driven marketing for growth and profitability. *EuroMed Journal of Business*, 16(4), 381-398.

¹⁷⁰ Jaillet, P., Loke, G. G., & Sim, M. (2022). Strategic workforce planning under uncertainty. *Operations Research*, 70(2), 1042-1065.

verso software percepiti come “scatole nere”¹⁷¹. La trasparenza, oltre ad alimentare fiducia interna, favorisce la conformità a regolamenti che impongono la *explainability* di modelli impiegati in ambiti creditizi, assicurativi o di allocazione delle risorse umane. Alcuni board hanno istituito comitati etico-tecnologici incaricati di verificare che variabili protette – genere, origine etnica, credo – non influenzino in maniera indebita gli output a livello strategico¹⁷².

Una dimensione spesso trascurata riguarda la postura culturale. Organizzazioni a forte impronta *data-driven* mostrano gerarchie più piatte, rituali di revisione settimanale dei KPI e un lessico condiviso fra finanza, marketing e IT. Il top management, se intende creare terreno fertile, investe in programmi di alfabetizzazione quantitativa per dirigenti non tecnici, riducendo l’attrito fra veterani del settore e data scientist¹⁷³.

Casi di studio evidenziano che la riuscita di progetti analitici dipende in larga parte dalla capacità di integrare gli insight nel ciclo di pianificazione formale – *budget, rolling forecast*, piani triennali – trasformandoli da report descrittivi in veri vincoli di azione. Senza tale inserimento, il rischio che i modelli rimangano confinati in laboratori sperimentali cresce, comprimendo il rendimento dell’investimento in infrastrutture¹⁷⁴.

Sul fronte delle prospettive, si osserva la tendenza a combinare *digital twin* e sistemi predittivi: un modello virtuale dell’intera organizzazione simula l’impatto di *shock* esterni – picchi di domanda, rotture di *stock*, rialzi energetici – e consente di orchestrare risposte differenziate. Strumentazioni di questo genere, collegate a

¹⁷¹ Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability: In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57.

¹⁷² Meyer, M., Frank, M., Massmann, M., & DUMITRESCU, I. R. (2020). Research and Consulting in Data-Driven Strategic Product Planning. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, 18(2), 55-61.

¹⁷³ Khawaldeh, K., Awamleh, F. T., Al-Shibly, M. S., & Al-Kharabsheh, A. (2025). Data-driven strategic planning: The mediating role of the Blockchain-based supply chain in enhancing digital logistics performance. *International Journal of Innovative Research and Scientific Studies*, 8(1), 2680-2687.

¹⁷⁴ Jaleh, F., Saadati, P., Husamaldin, L., & Aladesuru, F. (2024, December). Data-Driven Strategic Workforce Planning in UK SMEs: A Comparative Analysis. In *2024 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)* (pp. 1-7). IEEE.

reti 5G e a piattaforme *edge*, riducono la latenza informativa e permettono decisioni quasi istantanee, soprattutto in settori manifatturieri *high-mix/low-volume*¹⁷⁵.

Ulteriori linee di sviluppo indicano l'inclusione di variabili ESG nei modelli di ottimizzazione strategica, segno che il concetto di performance viene reinterpretato in chiave più ampia, comprendendo impatti ambientali e sociali accanto ai ritorni economici¹⁷⁶.

Resta aperta la questione della scalabilità: man mano che i flussi dati crescono, l'architettura deve sostenere volumi, varietà e velocità in aumento. Molte imprese adottano pipeline "lambda" o "kappa", affiancando storage batch a stream processor che ingeriscono log in tempo reale; altre migrano verso soluzioni serverless, sgravando i team IT dalla manutenzione di macchine fisiche. Parallelamente, la sicurezza assume centralità: l'*enrichment* dei dataset con fonti esterne amplifica la superficie d'attacco, rendendo necessari protocolli di *encryption*, segmentazione delle reti e audit periodici sugli accessi¹⁷⁷.

In sintesi, la pianificazione strategica guidata dai dati si fonda su un tripode: infrastruttura tecnologica adeguata, modelli analitici calibrati e cultura organizzativa aperta all'evidenza quantitativa. Quando queste dimensioni convergono, l'azienda registra un'accelerazione della capacità adattiva, attenua l'asimmetria informativa fra reparti e innesta cicli di miglioramento continuo, in cui l'esperienza accumulata alimenta revisioni metodologiche che, a loro volta, potenziano il tessuto decisionale¹⁷⁸.

¹⁷⁵ Adeyeye, O. J., & Akanbi, I. (2024). A review of data-driven decision making in engineering management. *Engineering Science and Technology Journal*, 5(4), 1303-1324.

¹⁷⁶ Bansal, P., & Song, H. C. (2017). Similar but not the same: Differentiating corporate sustainability from corporate responsibility. *Academy of Management Annals*, 11(1), 105-149.

¹⁷⁷ Akter, S., Hossain, M. A., Lu, Q., & Shams, S. R. (2021). Big data-driven strategic orientation in international marketing. *International Marketing Review*, 38(5), 927-947.

¹⁷⁸ Abdul-Azeez, O., Ihechere, A. O., & Idemudia, C. (2024). Enhancing business performance: The role of data-driven analytics in strategic decision-making. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(7), 2066-2081.

3.2 Definizione degli obiettivi e coordinamento strategico con l'IA

Stabilire obiettivi misurabili in un contesto *high-frequency* data richiede un impianto metodologico che concili aspirazioni di lungo periodo e metriche granulari, aggiornate a cadenza quasi istantanea. Nelle organizzazioni permeate da analitiche predittive, la prassi comincia con una traduzione della vision in *risultati chiave* numericamente verificabili, poiché la loro struttura sintetica consente di connettere la prospettiva di vertice a micro-traguardi quotidiani¹⁷⁹.

Il comitato strategico, supportato da un motore di *machine learning* addestrato su *pattern* storici e su segnali esogeni, converge verso un set di variabili d'esito – margine operativo, riduzione dei tempi di ciclo, *score* di *customer advocacy* – che divengono nodo centrale del cruscotto direzionale. I sistemi di visualizzazione, costruiti su database colonnari *in-memory*, aggregano *streaming event-based* e *feed batch*, restituendo *heat-map* di performance che evidenziano divergenze fra linee di business e geografie¹⁸⁰.

Il passaggio seguente riguarda la scomposizione degli obiettivi a cascata. Algoritmi di *clustering* gerarchico suddividono il portafoglio prodotti lungo dimensioni di redditività, volatilità della domanda e potenziale di espansione; da tali insiemi emergono sotto-goal tarati sulle singole unità operative. Un *plant* manifatturiero, per esempio, riceve target di *Overall Equipment Effectiveness* con soglie derivate da simulazioni Monte Carlo su dati di manutenzione; un *hub* logistico, invece, ottiene limiti su *lead-time* e percentuale di consegne *first-attempt*, calcolati attraverso reti neurali LSTM che modellano le sequenze di *pick-up* e *drop-off*. Questa parametricità, unita alla capacità di ricalibrare i *benchmark* in tempo quasi reale, assicura coerenza verticale fra corporate scorecard e micro-indicatori, eliminando scostamenti che in passato sfuggivano al controllo a causa di reporting monocorde e ritardato.

¹⁷⁹ Doerr, J. (2018). *Measure what matters: How Google, Bono, and the Gates Foundation rock the world with OKRs*. Penguin

¹⁸⁰ Alaa, M. (2021). Artificial intelligence: Explainability, ethical issues and bias. *Annals of Robotics and Automation*. <https://doi.org/10.17352/ara.000011>.

Sul piano del coordinamento, molte imprese hanno introdotto war-room digitali, ambienti immersivi equipaggiati con pareti LED e interfacce gestuali, in cui i decisori manipolano gemelli digitali della *supply chain*. L'interconnessione fra *digital twin*, reti 5G industriali e *layer* predittivo permette di testare, in pochi secondi, shock multipli: improvvisi rialzi del prezzo dell'energia, picchi di domanda, disservizi doganali¹⁸¹.

L'output appare sotto forma di mappe di sensibilità che mostrano in quali nodi concentrare capitale circolante o ridistribuire scorte. In una multinazionale del *food & beverage*, per esempio, il modello ha suggerito di riallocare capacità produttiva fra stabilimenti europei e asiatici quando le proiezioni sui costi di trasporto marittimo hanno superato una soglia predefinita, generando un risparmio sul *working capital* e, simultaneamente, incrementando il livello di servizio¹⁸².

La governance degli obiettivi richiede un flusso di feedback bidirezionale. *Pipeline MLOps* orchestrano *retraining* periodici, alimentati da *logging* continuo degli errori di stima; ogni nuova iterazione produce un delta-report che espone l'entità delle correzioni applicate ai parametri e propone aggiornamenti alle soglie dei Risultati chiave. Il *chief data officer*, in sinergia con il responsabile strategia, valuta se accettare la revisione o congelarla, tenendo conto di fattori extra-modello quali tensioni sindacali o mutamenti regolatori non ancora assorbiti nei dataset. Questa dialettica fra intelligenza calcolativa e discernimento manageriale riduce il rischio di un'adesione acritica alle raccomandazioni algoritmiche¹⁸³.

Una sfida frequente consiste nel selezionare indicatori che non producano comportamenti distorsivi. Modelli di *causal inference*, impiegando tecniche di *propensity score matching*, aiutano a distinguere correlazioni spurie da legami effettivi: se l'aumento del tasso di abbandono clienti correla con l'introduzione di

¹⁸¹ Shao, C., Yang, Y., Juneja, S., & GSeetharam, T. (2022). IoT data visualization for business intelligence in corporate finance. *Information Processing & Management*, 59(1), 102736.

¹⁸² Williams, S., & Williams, N. (2010). *The profit impact of business intelligence*. Elsevier.

Denić, N., Stojanović, K., & Popović, M. (2023). Intelligent systems in business function. *Ekonomski signali: poslovni magazin*, 18(1), 1-10.

¹⁸³ Huang, Z. X., Savita, K. S., & Zhong-jie, J. (2022). The Business Intelligence impact on the financial performance of start-ups. *Information Processing & Management*, 59(1), 102761.

una nuova tariffa, l'analisi controfattuale verifica se la causazione sia genuina o semplicemente frutto di coincidenze di calendario. Il risultato orienta l'assegnazione di peso ai KPI di *retention*, impedendo che le unità commerciali vengano premiate o penalizzate su basi statisticamente fragili¹⁸⁴.

L'ambito etico entra nel circuito della definizione obiettivi quando l'algoritmo propone azioni che, pur vantaggiose economicamente, potrebbero minare la reputazione o violare policy di inclusione. Meccanismi di *fairness constraint* integrano, nei modelli di ottimizzazione, funzioni penalizzanti associate a variabili sensibili: il prodotto finale privilegia soluzioni che massimizzano il valore atteso entro vincoli equitativi. Il comitato ESG, ricevendo *explanation graph* dal *layer XAI*, verifica che la distribuzione dell'offerta non trascuri utenti in aree socio-economiche meno redditizie¹⁸⁵.

Sul fronte della cultura organizzativa, la trasmigrazione verso la *data-driven goal setting* comporta cambiamenti nei processi di *budgeting*. Alcune aziende hanno abbandonato la pianificazione statica annuale, abbracciando *rolling forecast* trimestrali dove i target si aggiornano in base al *now-cast*, una stima in tempo breve che incorpora indicatori macro, segnali di filiera e *sentiment analysis* dei canali digitali. L'impianto prevede sprint di riesame, simili ai cicli *scrum* del software, durante i quali i team interfunzionali confrontano gli scostamenti rispetto al basato e propongono pivot strategici. Tale elasticità rende possibile deviare risorse da progetti a basso ritorno verso iniziative emergenti dotate di migliori prospettive¹⁸⁶.

In merito alla struttura dei ruoli, si nota l'ascesa di figure ibride: il *strategy-data translator*, ponte fra *algorithm designer* e top management; il *value architect*, incaricato di mappare i ritorni lungo la catena del valore; il governance lead, custode di conformità e interpretabilità. Questi profili, agendo congiuntamente, curano la

¹⁸⁴ Manglik, A., & Singh, J. (2022, November). Business Intelligence Using Machine Learning. In *2022 International Conference on Smart and Sustainable Technologies in Energy and Power Sectors (SSTEPS)* (pp. 110-112). IEEE.

¹⁸⁵ Srivastava, G., S, M., Venkataraman, R., V, K., & N, P. (2022). A review of the state of the art in business intelligence software. *Enterprise Information Systems*, 16(1), 1-28.

¹⁸⁶ Kašparová, P. (2022). NEW APPROACHES TO THE APPLICATION OF BUSINESS INTELLIGENCE IN THE STRATEGIC MANAGEMENT PROCESS. *Science of Economics*, 33.

continuità fra scelta degli obiettivi, sviluppo dei modelli e attuazione operativa. Laddove manchi un orchestratore simile, le iniziative IA tendono a frammentarsi, generando silos di ottimizzazione locale che non si traducono in vantaggio competitivo sistemico¹⁸⁷.

Guardando alle traiettorie future, l'integrazione fra ridondanza digitale e reti neurali generative lascia intravedere sistemi di *objective setting* autopropulsivi: la piattaforma, riconoscendo scostamenti persistenti, suggerisce revisioni di mercato, definisce in autonomia *sand-box* sperimentali e calcola la soglia di investimento necessaria per un MVP. Il board, di fronte a tali proposte, esercita un diritto di veto informato, agendo da supervisore piuttosto che da redattore primario di strategie¹⁸⁸.

La metamorfosi dei processi di definizione obiettivi, quindi, si manifesta in un equilibrio rinnovato fra aspirazioni di lungo raggio e metriche circostanziate, fra rigore numerico e giudizio imprenditoriale. Una configurazione efficace, sorretta da infrastruttura scalabile, team interdisciplinari e metriche ben calibrate, trasforma la pianificazione da esercizio statico a circuito adattivo, capace di rispondere alle perturbazioni dell'ambiente competitivo senza smarrire coerenza identitaria¹⁸⁹.

3.3 Risorse tecnologiche e trasformazioni organizzative

L'introduzione di architetture basate su IA impone un ripensamento organico delle dotazioni tecnologiche e, in parallelo, ridisegna ruoli, procedure e assetti gerarchici. In numerose imprese il primo passaggio consiste nella costruzione di un *backbone* infrastrutturale fondato su ambienti *cloud* ibridi, piattaforme *container-oriented* e *pipeline* di orchestrazione dati che collegano fonti transazionali, sensori di impianto e repository esterni ad aggiornamento continuo. Tale dorsale acquisisce

¹⁸⁷ Muntean, M. (2018). Business intelligence issues for sustainability projects. *Sustainability*, 10(2), 335.

¹⁸⁸ Reyes-Menendez, A., Clemente-Mediavilla, J., & Villagra, N. (2023). Understanding STI and SDG with artificial intelligence: A review and research agenda for entrepreneurial action. *Technological Forecasting and Social Change*, 196, 122785.

¹⁸⁹ Pourshahid, A., Johari, I., Richards, G., Amyot, D., & Akhigbe, O. S. (2014). A goal-oriented, business intelligence-supported decision-making methodology. *Decision Analytics*, 1, 1-36.

centralità perché abilita la circolazione di insiemi informativi in formati disomogenei; la conseguente riduzione dei tempi di latenza incrementa la freschezza analitica e supporta applicazioni di *streaming analytics* che alimentano decisioni operative in intervalli misurabili in millisecondi¹⁹⁰.

Sul piano hardware, molte organizzazioni investono in GPU dedicate o in circuiti ASIC ottimizzati per reti neurali profonde. Parallelamente, servizi “*as-a-service*” permettono di scalare la potenza di calcolo *on demand*, limitando l’esborso di capitale iniziale e trasferendo una quota di rischio al fornitore infrastrutturale. Questo modello *pay-per-use* include funzioni di *auto-provisioning* che adattano la capacità elaborativa alle fluttuazioni del carico; l’effetto combinato risiede in un alleggerimento della struttura patrimoniale e in una maggiore elasticità nella sperimentazione di prototipi algoritmici.

Software-defined networking e segmentazione micro-perimetrale garantiscono livelli di isolamento che salvaguardano dataset sensibili, mentre tecniche di *encryption* omomorfica permettono di processare informazioni cifrate senza esporle a terzi. Il risultato è un quadro di sicurezza aderente ai requisiti di molte giurisdizioni, prerogativa non secondaria per conglomerati dislocati su più continenti. L’adozione di modelli federati, in cui i pesi delle reti neurali vengono addestrati localmente e aggregati in modo federativo, riduce gli spostamenti di dati personali, favorendo la conformità a normative restrittive sulla sovranità informativa¹⁹¹.

Passando alla dimensione organizzativa, la disponibilità di asset tecnologici di nuova generazione genera una redistribuzione delle competenze interne. Squadre cross-funzionali – composte da *data scientist*, analisti di processo, esperti di dominio e specialisti di *cybersecurity* – si affermano come nuclei decisionali capaci di integrare punti di vista complementari. La catena gerarchica si accorcia: flussi informativi ad alta frequenza spingono verso rituali di revisione rapida, sprint di

¹⁹⁰ Zhang, X., Xu, Y., & Ma, L. (2022). Research on successful factors and influencing mechanism of the digital transformation in SMEs. *Sustainability*, 14(5), 2549.

¹⁹¹ Hsiao, M. H. (2024). Resource integration and firm performance through organizational capabilities for digital transformation. *Digital Transformation and Society*, (ahead-of-print).

due settimane e cerimonie di retrospettiva in cui gli indicatori vengono confrontati con gli obiettivi OKR già ridimensionati dall'algoritmo di forecasting. In questo scenario, il *middle management* si trasforma: supervisor tradizionalmente impegnati in attività di controllo formale dedicano sempre più tempo al coaching di team autogestiti e alla mediazione fra priorità emergenti¹⁹².

Le modifiche strutturali non si esauriscono nella sostituzione di ruoli. La cultura del “*test-and-learn*” permea i processi: *feature flagging*, *canary release* e modelli A/B diventano procedure standard, consentendo di validare ipotesi su scala ridotta prima di un roll-out generalizzato. Per sostenere tale ritmo sperimentale occorre un ciclo MLOps maturo, in cui *versioning* dei dati, monitoraggio dei *drift* e automazione del *retraining* vengono orchestrati da strumenti di *continuous integration* specializzati. Il passaggio da *proof-of-concept* a produzione, storicamente lento, viene compresso grazie a template infrastrutturali, librerie di automazione e *repository* di componenti riutilizzabili¹⁹³.

La disponibilità di cruscotti in tempo quasi reale incide anche sui meccanismi di incentivazione. *Scheme* premianti legati unicamente a budget annuali cedono il posto a metriche che riflettono performance aggiornate ogni mese o addirittura ogni settimana; di conseguenza, obiettivi di vendita, target di produttività o soglie di *quality score* si riallineano più spesso con la situazione di mercato. In questo ambiente, l'apprendimento continuo diventa prerogativa chiave. Piani di *upskilling* – basati su *micro-credential*, *academies* interne e *bootcamp* intensivi – affiancano programmi di *reskilling* rivolti a figure operative la cui mansione originaria viene progressivamente automatizzata. Nei casi migliori, la transizione si traduce in mobilità orizzontale verso compiti di supervisione algoritmica, *auditing* dei dati o *customer success*¹⁹⁴.

¹⁹² Attaran, M., Attaran, S., & Kirkland, D. (2020). Technology and organizational change: Harnessing the power of digital workplace. In *Handbook of research on social and organizational dynamics in the digital era* (pp. 383-408). IGI Global.

¹⁹³ Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Antunes Marante, C. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of management studies*, 58(5), 1159-1197.

¹⁹⁴ Orlikowski, W. J. (1996). Improvising organizational transformation over time: A situated change perspective. *Information systems research*, 7(1), 63-92.

Dal punto di vista dei processi, l'integrazione dei sistemi AI introduce logiche di “*decision augmentation*”. *Dashboard* arricchite da spiegazioni visuali (SHAP, LIME) accompagnano oggetti grafici che rappresentano intervalli di confidenza o sensibilità delle variabili. La dirigenza, di fronte a raccomandazioni generate in linguaggio naturale, esercita un ruolo di *gatekeeper*: convalida, modifica o respinge le proposte, mantenendo il presidio etico e reputazionale. In parallelo, linee guida di *responsible AI* – adottate su base volontaria o imposte da normative – fungono da cornice per audit periodici, red teams e *incident-response playbook* dedicati ad anomalie algoritmiche¹⁹⁵.

Le trasformazioni organizzative si riflettono pure sull'ecosistema di partner. Contratti quadro con *software vendor* includono clausole di co-innovazione, accesso congiunto a sandbox sperimentali e condivisione di roadmap tecniche. Incubatori aziendali ospitano startup specializzate in micro-servizi AI, generando un flusso di idee che alimenta i laboratori interni e consente di acquisire tecnologie promettenti in fase embrionale. Tali pratiche riducono il ciclo di osservazione del mercato tecnologico e accrescono la capacità dell'organizzazione di selezionare soluzioni adatte prima che diventino standard de facto controllati da concorrenti¹⁹⁶.

Sul fronte finanziario, la comparsa di costi operativi variabili – correlati all'utilizzo effettivo delle risorse cloud – induce la funzione *controlling* a monitorare spese in modalità *near-real-time*, con *alert* parametrizzati su *threshold* dinamici. L'analisi congiunta di cost driver e metriche di performance consente di individuare istantaneamente esperimenti computazionalmente dispendiosi ma marginalmente utili, sospendendo o rimodulando i job che superano il budget per iterazione¹⁹⁷.

¹⁹⁵ Wessel, L., Baiyere, A., Ologeanu-Taddei, R., Cha, J., & Blegind-Jensen, T. (2021). Unpacking the difference between digital transformation and IT-enabled organizational transformation. *Journal of the Association for information systems*, 22(1), 102-129.

¹⁹⁶ Konopik, J., Jahn, C., Schuster, T., Hoßbach, N., & Pflaum, A. (2022). Mastering the digital transformation through organizational capabilities: A conceptual framework. *Digital Business*, 2(2), 100019.

¹⁹⁷ Nadkarni, S., & Prügl, R. (2021). Digital transformation: a review, synthesis and opportunities for future research. *Management review quarterly*, 71, 233-341.

L'assetto trasformato produce, infine, un potenziamento del vantaggio competitivo legato alla velocità di apprendimento aziendale. Organizzazioni capaci di raccogliere feedback in tempi ridotti, re-ingegnerizzare i modelli e distribuirli nella catena del valore mostrano una resilienza elevata a shock esterni, dai cambi di regolazione a discontinuità logistiche. La convergenza di risorse tecnologiche di nuova generazione e revisioni organizzative profonde rafforza la prontezza decisionale, definendo un nuovo standard di reattività che ridisegna gli equilibri settoriali¹⁹⁸.

3.4 Leadership e culture aziendali orientate all'AI

Guidare organizzazioni permeate da algoritmi significa rielaborare molte convinzioni sedimentate intorno alla figura del dirigente e al tessuto valoriale che regge la cooperazione interna. Il vertice non agisce più come depositario esclusivo di conoscenze pregresse, bensì come catalizzatore di competenze distribuite, responsabile di orchestrare un confronto continuo fra insight statistici e discernimento umano. In concreto, la leadership data-centric si esplica in pratiche di *sense-giving* che rendono intellegibili i modelli predittivi a reparti meno tecnici, promuovendo un linguaggio condiviso sul rischio e sulle soglie d'accettabilità. Ricorrendo a riunioni rapide ispirate ai *daily stand-up* dello sviluppo software, l'esecutivo chiede ai team di esporre non solo gli indicatori di prestazione, ma anche le assunzioni incorporate nei dataset: trasparenza metodologica che argina fraintendimenti e consolida la fiducia reciproca¹⁹⁹.

Sul fronte culturale, l'impresa che capitalizza gli algoritmi tende a privilegiare una prospettiva sperimentale, nella quale l'errore controllato diventa fonte di apprendimento. Invece di reprimere gli scarti, la direzione li tratta come segnali da indagare. Tale disposizione mentale trova espressione in programmi di

¹⁹⁸ Omol, E. J. (2024). Organizational digital transformation: from evolution to future trends. *Digital Transformation and Society*, 3(3), 240-256.

¹⁹⁹ De Mattos, C. S., Pellegrini, G., Hagelaar, G., & Dolfsma, W. (2024). Systematic literature review on technological transformation in SMEs: a transformation encompassing technology assimilation and business model innovation. *Management Review Quarterly*, 74(2), 1057-1095.

data-literacy obbligatori per quadri e dirigenti, erogati attraverso micro-moduli online, laboratori pratici e simulazioni con gemelli digitali²⁰⁰. Durante tali percorsi, i partecipanti esercitano la capacità di interrogare dashboard basate su query in linguaggio naturale, di interpretare intervalli di confidenza e di valutare la robustezza di una regressione multivariata²⁰¹.

Parallelamente, la cultura orientata all'AI richiede spazi di coinvolgimento emotivo. Poiché l'IA replica compiti a medio sforzo cognitivo, l'equilibrio psicologico del personale può vacillare. I leader che operano in contesti ad alta automazione ricorrono a strumenti di *job crafting*: ridisegnano mansioni affinché le attività ripetitive passino ai bot, mentre le fasi di valutazione critica rimangano alle persone. Questo riequilibrio riduce la percezione di sostituibilità e alimenta un clima di sicurezza psicologica, prerequisito affinché tecnici e non tecnici condividano dubbi sui dataset o segnalino bias nascosti²⁰².

In merito alla struttura dei poteri decisionali, l'approccio algoritmico favorisce matrici organizzative in cui le linee funzionali dialogano con community of practice dedicate all'analisi. I *chief data officer* presidiano la coerenza semantica fra archivi, mentre i *product owner* negoziano gli obiettivi fra ricerca, marketing e *operation*. Tale assetto trae ispirazione dall'idea di *dual operating system*, dove la gerarchia tradizionale convive con reti di progetto più agili²⁰³. Il risultato è una circuitazione veloce delle informazioni: un *alert di drift* generato da un modello di manutenzione predittiva raggiunge simultaneamente il responsabile di stabilimento, l'ufficio acquisti e la direzione finanziaria, consentendo manovre coordinate prima che il problema si amplifichi.

²⁰⁰ Saranani, F., Ausat, A. M. A., & Rijal, S. (2024). Organizational Transformation Through Business Innovation and Disruptive Technology: Value-Based Leadership in Shaping a Dynamic and Adaptive Organizational Culture. *Journal of Contemporary Administration and Management (ADMAN)*, 2(1), 451-457.

²⁰¹ Maddula, S. S. (2018). The impact of AI and Reciprocal symmetry on organizational culture and leadership in the digital economy. *Engineering International*, 6(2), 201-210.

²⁰² Du, X., Alghowinem, S., Taylor, M., Darling, K., & Breazeal, C. (2023, October). Innovating AI Leadership Education. In *2023 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1-8). IEEE.

²⁰³ Al Samman, A. M. (2024, January). The Use of AI in Fostering and Embracing Organizational Culture. In *2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems (ICETISIS)* (pp. 12-16). IEEE.

Sotto il profilo etico, la leadership AI-ready istituisce comitati con mandato espressamente deliberativo sul rilascio dei modelli. A tali organismi partecipano giuristi, metodologi, rappresentanti dei lavoratori e osservatori esterni. Il loro compito consiste nel vagliare la conformità delle reti neurali a principi di equità e nell'approvare soglie di spiegabilità minime. Quando un algoritmo produce raccomandazioni di pricing differenziato, ad esempio, il comitato verifica che le variabili protette non influenzino in maniera occulta il risultato. La direzione generale, accettando i vincoli deliberati, invia un segnale di integrità che irrigidisce le barriere all'ingresso per concorrenti meno scrupolosi e rafforza la reputazione sul mercato²⁰⁴.

Per sostenere un simile impianto valoriale, l'azienda adotta rituali narrativi: *town-hall* trimestrali in cui il CEO descrive gli avanzamenti dei progetti IA, hackathon interni che premiano soluzioni di *explainable learning*, newsletter che evidenziano successi e criticità. Attraverso questi meccanismi di storytelling, la tecnologia perde l'aura esoterica e diventa parte integrante dell'identità aziendale²⁰⁵. Le storie non celebrano soltanto l'efficienza; mettono in luce dilemmi affrontati, correzioni introdotte e lezioni apprese, trasformando la vulnerabilità in leva di credibilità.

In sintesi, la leadership orientata all'AI si distingue per tre tratti convergenti: padronanza dei fondamenti analitici, capacità di orchestrare culture cooperative ad alto tasso di sperimentazione e impegno in una governance etica che anticipa il legislatore. Quando tali elementi s'intrecciano con infrastrutture tecnologiche adeguate, l'organizzazione coltiva una resilienza che non deriva soltanto dall'estro dei singoli, bensì da un tessuto collettivo predisposto a imparare con rapidità, a

²⁰⁴ Zhang, Y., & Huang, F. (2024). Enhancing Corporate Performance Through Transformational Leadership in AI-driven ERP Systems. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 9(2).

²⁰⁵ Zhu, M., & Abd Rani, N. S. (2024). Leadership in the Era of Artificial Intelligence: Understanding the Intersection of Human and Machine Leadership in China. *Uniglobal Journal of Social Sciences and Humanities*, 3(2), 308-316.

condividere conoscenze e a riconfigurarsi dinanzi alle spinte evolutive del contesto competitivo²⁰⁶.

3.5 Alleanze strategiche e reti di cooperazione per l'IA

Il dispiegarsi di progetti di IA su scala inter-organizzativa chiama le imprese a predisporre assetti cooperativi più complessi dei tradizionali contratti fornitore-cliente: modelli di partenariato che intrecciano scambio di conoscenze tacite, condivisione di dataset proprietari, copertura finanziaria congiunta e tutela della proprietà intellettuale mediante licenze a geometria variabile. Nella pratica, il ventaglio di forme collaborative comprende consorzi pre-competitivi, joint venture focalizzate su singoli sottosistemi algoritmici, programmi di co-sviluppo con università di riferimento, nonché *hub* di *open innovation* che convocano start-up selezionate per arricchire il portafoglio di micro-servizi abilitanti. Il driver economico dominante si rintraccia nella riduzione dei costi di sperimentazione e nell'accorciamento dei time-to-market, obiettivi che difficilmente potrebbero essere centrati in solitaria, dato l'aumento esponenziale di potenza di calcolo, ampiezza dei dataset e severità dei requisiti di compliance lungo filiere globalizzate²⁰⁷.

Sul versante strutturale, molte organizzazioni costruiscono piattaforme di interoperabilità basate su API pubblicate con standard REST o gRPC, corredate da criteri di sicurezza *zero-trust* e pacchetti di *Synthetic Data Generation* destinati a partner privi di basi informative comparabili. In questo contesto, il memorandum d'intesa iniziale non si limita a definire clausole di revenue-sharing: prevede accordi granulari sui livelli di *logging*, sulle metriche di drift da comunicare in

²⁰⁶ Nyoto, N., Nyoto, R. L. V., & Renaldo, N. (2024). The Bright Side of Artificial Intelligence in Corporate Leadership: A Rapid Literature Review of the Past Five Years. *Journal of Applied Business and Technology*, 5(3), 193-201.

²⁰⁷ Singh, S. (2023, December). Leadership Challenges and Strategies in the Era of AI Transformation. In *2023 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)* (pp. 119-124). IEEE.

tempo reale e sulle soglie di performance che, se non raggiunte, attivano procedure di escalation tecnica. Un conglomerato automotive, per esempio, stipula un patto con un fornitore di reti neurali per la guida assistita: l'azienda automobilistica mette a disposizione log video anonimizzati provenienti da flotte test, l'*AI-vendor* restituisce modelli compressi *TensorRT* pronti all'inferenza *on-edge*; ogni mese il sistema di governance comune esamina tabelle riassuntive di recall, precisione e latenza, decidendo eventuali riallineamenti architetturali²⁰⁸.

All'interno di questi accordi, la questione della fiducia reciproca si pone in termini inediti. Le controparti non si scambiano merce fisica bensì gradienti ottimizzati, *hyper-parameter tuning* e ontologie di dominio; ne consegue che la due diligence, oltre agli aspetti patrimoniali, valuta la maturità dei processi MLOps, la trasparenza delle catene di approvvigionamento dati e la robustezza dei controlli etici²⁰⁹. Strumenti di *blockchain permissioned* trovano impiego per notarizzare versioni di modello, stato dei pesi e checksum dei dataset, offrendo tracciabilità e deterrenza contro possibili appropriazioni indebite²¹⁰.

Un secondo snodo tecnico-organizzativo riguarda la gestione dei diritti sulle soluzioni che emergono dall'alleanza. La letteratura sull'approccio "*open but protected*" suggerisce di distinguere fra *layer* di base rilasciati in licenza permissiva – indispensabili a edificare un ecosistema di complementi – e moduli premium distribuiti con licenze proprietarie che garantiscono cattura di valore per i co-creatori²¹¹. In questo schema, l'impresa capofila assume il ruolo di orchestratore di piattaforma, ripartendo incentivi economici e visibilità a seconda del contributo

²⁰⁸ Murire, O. T. (2024). Artificial Intelligence and Its Role in Shaping Organizational Work Practices and Culture. *Administrative Sciences*, 14(12), 316.

²⁰⁹ Mariam, S. (2025). Exploring Collaboration and Partnerships: A Qualitative Study on Strategic Alliances and Business Networking for Value Creation. *Golden Ratio of Marketing and Applied Psychology of Business*, 5(2), 386-399.

²¹⁰ Chen, P., Chu, Z., & Zhao, M. (2024). The Road to corporate sustainability: The importance of artificial intelligence. *Technology in Society*, 76, 102440.

²¹¹ Bartolacci, F., Cardoni, A., Łasak, P., & Sadkowski, W. (2022). An analytical framework for strategic alliance formation between a cooperative bank and a fintech startup: An Italian case study. *Journal of Entrepreneurship, Management and Innovation*, 18, 115-156.

effettivo dei partecipanti, calcolato mediante metriche di *commit*, issues risolte e feedback degli utenti finali.

Dal punto di vista del capitale umano, il consorzio di IA tende a varare comunità di pratica trans-aziendali, con rituali cadenzati che favoriscono l'ibridazione di competenze: hack-day, code-review congiunte, workshop su *fairness* e *robustness*. Tali iniziative rafforzano il capitale sociale inter-impresa e sostengono la mobilità dei talenti in modalità *secondment*, formula contrattuale che consente a data scientist di ruotare temporaneamente fra i soggetti aderenti, riducendo barriere cognitive e accelerando l'allineamento semantico delle pipeline. Il meccanismo di scambio personale, a sua volta, coltiva un senso d'appartenenza che mitiga l'azzardo morale – il timore che un partner trattenga i risultati senza condividere ritorni – e struttura canali informali di *problem solving* capaci di superare rigidità burocratiche²¹².

Sul fronte della policy pubblica, governi e organismi sovranazionali favoriscono network di cooperazione IA attraverso incentivi fiscali, programmi di co-finanziamento e sandbox regolatorie. Schemi di partenariato pubblico-privato (PPP) finanziano data-trust settoriali – ad esempio in sanità e agritech – dove enti regolatori presiedono all'anonimizzazione delle informazioni cliniche o alla standardizzazione dei parametri agronomici. Ciò consente a soggetti privati di allenare algoritmi su basi statistiche ampie senza violare norme di tutela della persona, mentre lo Stato ottiene accelerazione di innovazione e potenziale *spill-over* verso PMI meno attrezzate.

Dal lato strategico, la densità di relazioni stabilite determina un gradiente di dipendenza reciproca che va gestito accuratamente. Troppa concentrazione su un unico hub tecnologico espone cluster industriali a rischi di lock-in e ad asimmetrie negoziali. Per attenuare tale pericolo, alcuni settori adottano modelli federati di governance – polycentric networks – nei quali vari nodi assumono funzioni di specializzazione: data stewardship, validazione etica, audit di sicurezza. L'equilibrio che ne deriva riduce la probabilità che un singolo player imponga

²¹² Hagedoorn, J., & Schakenraad, J. (1992). Leading companies and networks of strategic alliances in information technologies. *Research Policy*, 21(2), 163-190.

standard de facto privi di trasparenza oppure condizioni di licenza sproporzionate²¹³.

Analizzando la dimensione economico-finanziaria, le alleanze IA influenzano la struttura dei cash-flow futuri attraverso opzioni reali embedded: la facoltà di estendere, ridurre o abbandonare lo sviluppo con costi affondati limitati. Ciò avviene perché la modularità tecnica dei micro-servizi consente disinvestimenti mirati senza smantellare l'intera architettura; di conseguenza, il *risk-adjusted NPV* dei progetti risulta più favorevole rispetto a iniziative monolitiche²¹⁴. Gli investitori istituzionali, osservando la robustezza di questi accordi, tendono a premiare le corporate che dimostrano capacità di orchestrare network resilienti, attribuendo premi di valutazione misurabili in basis point di costo del capitale.

Una sfida ulteriore riguarda la sostenibilità a lungo periodo. Man mano che l'alleanza procede, il vantaggio competitivo tende a dipendere da aggiornamenti costanti – *retraining*, *fine-tuning*, A/B test longitudinali. Per evitare che la manutenzione ricada sproporzionatamente su pochi nodi, i memorandum includono clausole di *rotating leadership*: la responsabilità del rilascio di major-update passa di semestre in semestre da un partner all'altro, producendo apprendimento diffuso e bilanciamento degli oneri operativi. Il board comune, consultando metriche di *burn-rate* e *backlog* tecnico, attribuisce budget e priorità, salvaguardando l'equità percepita²¹⁵.

Guardando oltre l'orizzonte corporate, spiccano iniziative *cross-industry* in cui attori originariamente non concorrenti uniscono forze per gestire problematiche trasversali. Si pensi alla convergenza fra *utilities* energetiche e costruttori automotive per la gestione di *smart-grid* destinate alla ricarica dei veicoli elettrici; in tal contesto, modelli di *reinforcement learning* ottimizzano l'equilibrio fra picchi

²¹³ De Carlo, M., Ferilli, G., d'Angella, F., & Buscema, M. (2021). Artificial intelligence to design collaborative strategy: An application to urban destinations. *Journal of Business Research*, 129, 936-948.

²¹⁴ Wong, A., Tjosvold, D., & Zhang, P. (2005). Developing relationships in strategic alliances: Commitment to quality and cooperative interdependence. *Industrial marketing management*, 34(7), 722-731.

²¹⁵ Stafford, E. R. (1994). Using co-operative strategies to make alliances work. *Long Range Planning*, 27(3), 64-74.

di consumo e disponibilità di fonti rinnovabili, mentre lo scambio di dati su pattern di guida e produzione fotovoltaica produce benefici sia per il gestore di rete sia per l'OEM. Il valore condiviso non deriva soltanto da efficienze operative: si traduce in riduzione delle emissioni e in reputazione ambientale positiva, elementi sempre più rilevanti per investitori e clienti finali.

In conclusione, le reti di cooperazione per l'IA si configurano come architetture socio-tecniche che richiedono compatibilità infrastrutturale, governance multilivello e contratti flessibili, predisposti a evolvere insieme ai modelli algoritmici²¹⁶. Le imprese che riescono a disegnare, gestire e alimentare tali alleanze guadagnano accesso a competenze rare, diversificano rischi tecnologici e ampliano la capacità di risposta a mercati turbolenti, ottenendo un margine competitivo che non trova equivalente nei percorsi di sviluppo isolato.

3.6 Metodologie di controllo strategico in ecosistemi digitali

Un ecosistema digitale maturo richiede dispositivi di controllo capaci di coniugare velocità informativa, tracciabilità delle decisioni e coerenza fra obiettivi di lungo periodo e azioni quotidiane. L'architettura di governance prende avvio, di frequente, con la definizione di un framework di management control che amalgama leve diagnostiche e interattive, calibrandole su flussi dati continuamente aggiornati²¹⁷. In questo contesto, la tradizionale *balanced scorecard* viene rifiuta in una versione "*augmented*", arricchita da indicatori di piattaforma (ampiezza della base utenti, densità delle transazioni laterali, tasso di aggiornamento algoritmico) e da misure sull'ecosistema (grado di dipendenza reciproca, rotazione dei *complementor*, affidabilità nei rilasci API).

Per alimentare il circuito informativo, la maggior parte delle organizzazioni adotta *data fabric* che incapsula funzionalità di catalogazione semantica, *lineage*

²¹⁶ Vonortas, N., & Zirulia, L. (2015). Strategic technology alliances and networks. *Economics of Innovation and New Technology*, 24(5), 490-509.

²¹⁷ Subramaniam, M. (2020). Digital ecosystems and their implications for competitive strategy. *Journal of Organization Design*, 9, 1-10.

automatizzato e *policy-as-code*. Tale tessuto consente di intercettare, in tempo sub-secondo, deviazioni rilevanti rispetto alle soglie di rischio definite dal board: latenze infrastrutturali, variazioni di customer sentiment, picchi di assorbimento energetico. I pacchetti di telemetria confluiscono in un *layer* di stream processing basato su motori CEP (*Complex Event Processing*) che segnalano anomalie attraverso *alert* prioritizzati; l'ufficio di controllo le esamina in riunioni “*flash-review*” quotidiane, riorientando, se necessario, i set-point operativi²¹⁸.

Il ciclo di feedback non si esaurisce nel monitoraggio; include meccanismi *feed-forward* progettati per neutralizzare deviazioni potenziali prima che intacchino la performance aggregata. Piattaforme di *machine learning* predittivo – spesso LSTM affiancate da modelli di *causal inference* – stimano l'effetto di variabili esogene (andamento dei tassi d'interesse, fluttuazioni dei costi logistici, aggiornamenti normativi) sull'intera catena del valore. I risultati vengono veicolati tramite scenari Monte Carlo visualizzati in *heat-map* tridimensionali che mostrano la probabilità di superare soglie di break-even su mercati chiave. Dirigenti e controller, grazie a tali anticipazioni, rimodellano i piani di produzione o riconfigurano la *bucketizzazione* dei budget di marketing.

La presenza di *digital twin* moltiplica le opzioni di controllo simulativo. Ogni asset fisico – linea di assemblaggio, magazzino robotizzato, nodo di rete – trova corrispettivo in un modello cibernetico che replica parametri termici, cicli di manutenzione, carichi di traffico. Collegando i twin con algoritmi di *reinforcement learning* si ottiene un laboratorio virtuale nel quale testare politiche alternative di scheduling, mix-produttivo o *routing* senza intaccare la continuità operativa²¹⁹. Il sistema calcola *reward* multi-obiettivo che tengono conto di margine operativo e indicatori ESG, poi restituisce mappe di Pareto utili a scegliere punti di compromesso fra ambiti economici e responsabilità sociale.

²¹⁸ Subramaniam, M., Iyer, B., & Venkatraman, V. (2019). Competing in digital ecosystems. *Business Horizons*, 62(1), 83-94.

²¹⁹ Barykin, S. Y., Kapustina, I. V., Kirillova, T. V., Yadykin, V. K., & Konnikov, Y. A. (2020). Economics of digital ecosystems. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 6(4), 124.

Gli ecosistemi digitali, essendo per definizione aperti a partner eterogenei, presentano rischi di compliance drift. Per affrontarli, le funzioni audit implementano *blueprint* di *continuous control monitoring* alimentati da tecniche di *process mining*: i log transazionali vengono convertiti in grafi di processo, dai quali si estraggono pattern di devianza rispetto ai manuali operativi o ai vincoli di sicurezza. Se un nodo della rete effettua chiamate API al di fuori delle finestre orarie autorizzate, il software registra la difformità, associa un punteggio di materialità e invia una notifica al supervisory committee. Questo approccio riduce l'intervallo fra occorrenza dell'irregolarità e intervento correttivo, preservando l'integrità dell'ecosistema²²⁰.

Sul versante finanziario, il controllo strategico si serve di *rolling forecast* trimestrali, aggiornati con algoritmi di *now-casting* che assimilano dati macroeconomici open source e indicatori proprietari. La funzione *controlling* sostituisce, di fatto, il budget statico con fasce di tolleranza che si reggono su range adattivi; le soglie di deviazione sono auto-ricalibranti, poiché integrano la volatilità recente delle grandezze sottostanti. In caso di scostamento persistente, la piattaforma suggerisce manovre di riallocazione del capitale – posticipo di CAPEX, riduzione del magazzino, ridestinazione dei fondi di R&D – con micro-simulazioni di impatto sul *debt-to-equity ratio* e sugli indici di copertura²²¹.

Un capitolo a parte riguarda la *cyber-resilienza*. Poiché i modelli di IA imparano da dati in continuo afflusso, attacchi di *data poisoning* o injection di esempi avvelenati potrebbero distorcere le decisioni strategiche. Per prevenire il rischio, il framework di controllo integra layer di *adversarial detection* che eseguono *intrusion* test sintetici e analisi di *outlier* score su ogni batch di input. Le anomalie vengono isolate in quarantine-zone destinata a un cluster offline; soltanto dopo la validazione umana il flusso rientra nel percorso di addestramento²²².

²²⁰ Dini, P., & Nachira, F. (2007). The paradigm of structural coupling in digital ecosystems. *The digital business ecosystem*. Edward Elgar Publishing Limited, Cheltenham, 33-38.

²²¹ Valdez-De-Leon, O. (2019). How to develop a digital ecosystem: A practical framework. *Technology Innovation Management Review*, 9(8).

²²² Pashkov, P., & Pelykh, V. (2021). A conceptual framework of developing ecosystem strategies for digital financial services. In *CEUR Workshop Proceedings* (Vol. 23, pp. 48-58).

La dimensione culturale del controllo strategico si sostanzia in rituali di sense-making collettivo. I manager organizzano data *walk-through* mensili durante i quali team differenti espongono dashboard e insight, articolando le implicazioni operative con l'ausilio di storytelling visivo²²³. Questa prassi cementa la responsabilità diffusa, mentre riduce la distanza cognitiva fra specialisti tecnici e ruoli di business. Inoltre, gare di data-challenge interne premiano la miglior scoperta di driver non evidenti, favorendo un clima di curiosità metodologica.

I sistemi di controllo non restano statici; attraverso logiche di meta-learning osservano la propria efficacia. Un modulo di auto-valutazione confronta previsioni storiche con risultati consuntivi, calcola indici di calibrazione e, se il delta supera un certo percentuale, propone modifiche agli iper-parametri o suggerisce l'adozione di feature aggiuntive. Questo circuito di secondo ordine trasforma il controllo in un organismo adattivo, capace di ristrutturarsi di fronte a mutazioni ambientali senza interventi drastici dall'esterno²²⁴.

Infine, l'ecosistema digitale espone la governance a questioni di orchestrazione politica. Player dominanti potrebbero manipolare i flussi dati e alterare i meccanismi di pricing algoritmico. Per limitare squilibri, alcuni consorzi introducono smart contract che codificano, in linguaggio eseguibile, i criteri di distribuzione del valore creato: quando un nodo elabora una porzione di pipeline, riceve in automatico ricompense proporzionate, mentre l'algoritmo di *settlement* contabilizza i diritti in *ledger* condiviso. La trasparenza disincentiva pratiche predatorie e, di riflesso, tutela i piccoli partecipanti, preservando la diversità innovativa del network²²⁵.

Nel complesso, il controllo strategico in ecosistemi digitali assume fattezze poliedriche: asset tecnologici flessibili, protocolli di monitoraggio predittivo, dispositivi di auditing in tempo quasi reale e processi culturali orientati

²²³ Jacobides, M. G., Cennamo, C., & Gawer, A. (2018). Towards a theory of ecosystems. *Strategic management journal*, 39(8), 2255-2276.

²²⁴ Lipovenko, M., Gostilovich, A., Gostilovich, S., Ivanov, K., & Ming, L. (2022). Patterns and principles of the development of digital ecosystems. *Nexo Revista Científica*, 35(01), 174-185.

²²⁵ Burlov, V., & Grachev, M. (2021, March). Management model in digital ecosystems. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 689, No. 1, p. 012010). IOP Publishing.

all'apprendimento continuo²²⁶. L'impresa che riesce a far convergere questi elementi innalza la propria capacità di leggere segnali deboli, attivare contromisure rapide e mantenere allineata la rotta competitiva pur in presenza di perturbazioni esterne sempre più frequenti.

²²⁶ Chang, E., & West, M. (2006). Digital Ecosystems A Next Generation of the Collaborative Environment. *iiWAS*, 214(December), 3-24.

Capitolo 4

L'Intelligenza Artificiale per la misurazione della performance aziendale

4.1 Indicatori di performance e nuove metriche IA

La quantificazione dei risultati d'impresa, tradizionalmente ancorata a margini operativi, redditività sul capitale e soddisfazione del cliente, sta acquisendo una dimensione ulteriore poiché gli algoritmi entrano nel ciclo di creazione del valore. Nelle divisioni che impiegano IA, le variabili contabili e quelle di efficienza di processo non bastano più: occorre misurare l'efficacia dei modelli, la qualità dei dati che li alimentano, la stabilità predittiva nel tempo e l'effetto degli output sulle scelte manageriali. Di conseguenza nascono indicatori che affiancano il ROI convenzionale con grandezze di nuova generazione, progettate per valutare accuratezza, equità, tracciabilità e impatto energetico delle soluzioni algoritmiche²²⁷.

Un primo gruppo di grandezze riguarda la salute del modello. Precisione, recall e AUC-ROC, impiegati in ambito accademico per classificatori binari, vengono rifunzionalizzati nelle attività di marketing predittivo, manutenzione anticipata o scoring creditizio. L'ufficio controllo gestione integra tali metriche in dashboard che mostrano, accanto agli scostamenti di budget, la distanza fra output previsti e risultati effettivi. Nel caso di regressioni destinate a stimare il *churn*, l'errore quadratico medio viene associato a una stima economica del ricavo perso per unità di scarto, trasformando un valore statistico in moneta corrente.

Il secondo blocco riguarda la qualità dei dati. Data completeness e coerenza semantica entrano in scorecards trimestrali; punteggi inferiori a soglie prestabilite avviano procedure di bonifica, identificate come progetti capitalizzabili se

²²⁷ Naser, M. Z., & Alavi, A. H. (2023). Error metrics and performance fitness indicators for artificial intelligence and machine learning in engineering and sciences. *Architecture, Structures and Construction*, 3(4), 499-517.

l'intervento produce riduzione di costi operativi o incremento di velocità nelle decisioni. L'algoritmo, non potendo superare il limite imposto da dati incompleti, trova un controllo preventivo nel cosiddetto Data Quality Index, aggregatore ponderato di *missing value ratio*, duplicazioni e dispersione anomala degli attributi chiave²²⁸.

Sul fronte della robustezza temporale, i controller monitorano il concetto di *drift*. Indici come Population Stability Index o Jensen-Shannon divergence rilevano variazioni nella distribuzione delle variabili indipendenti; qualora le soglie prefissate vengano superate, un *retraining* diventa voce di *capex* pianificato, poiché influisce sul ciclo di vita dell'asset digitale. L'inserimento di tali parametri in un bilancio pluriennale muta la logica di ammortamento: il modello statistico, per sua natura immateriale, viene trattato come bene produttivo soggetto a obsolescenza accelerata.

Un quarto set riguarda la responsabilità e l'equità. Metriche di fairness (difference in demographic parity, equalized odds gap) si collocano al medesimo piano di indicatori di performance economica, poiché il board desidera scongiurare sanzioni reputazionali o normative. Nel reporting integrato, l'indice di imparzialità affianca EBITDA e Free Cash Flow, segnalando in dashboard semaforiche le aree a maggior rischio di decisioni discriminatorie. L'adozione di tali parametri modifica la percezione della performance: non basta centrare gli obiettivi finanziari, servono processi trasparenti e bilanciati²²⁹.

Con l'espansione di modelli di deep learning energivori, la sostenibilità computazionale diventa voce di controllo. Indicatori quali cost per thousand inferences (CPTI) e grammi CO₂ per giga-operazione misurano il dispendio energetico; valori elevati possono erodere il margine o compromettere gli impegni ESG. Il controller ambientale inserisce questi dati in tabelle di equilibrio che

²²⁸ Blagec, K., Dorffner, G., Moradi, M., & Samwald, M. (2020). A critical analysis of metrics used for measuring progress in artificial intelligence. *arXiv preprint arXiv:2008.02577*.

²²⁹ Schrage, M., Kiron, D., Candelon, F., Candelon, O., Khodabandeh, S., & Chu, M. (2023). Improve Key Performance Indicators With AI. *MIT Sloan management review*, 64(4), 1-7.

pesano, con coefficiente variabile, il trade-off fra miglioramento dell'accuratezza e aumento del fabbisogno elettrico.

L'integrazione dei nuovi indici avviene, spesso, mediante balanced scorecard estese. Alla prospettiva finanziaria, clienti, processi interni e apprendimento si unisce un quadrante denominato "algoritmi". In tale sezione compaiono accuracy window, data freshness lag, fairness ratio e drift alert frequency. Le unità operative fissano target trimestrali e pianificano azioni correttive in caso di scostamento. L'allineamento gerarchico, favorito da tool di collaborative BI, consente di legare i bonus dei ruoli chiave non solo al profitto, ma anche al rispetto di soglie qualitative collegate all'IA²³⁰.

Anche l'inserimento di metriche leading guadagna centralità. Indicatori anticipatori, come il ritmo di adozione dei modelli in produzione o il tasso di automatizzazione delle decisioni ripetitive, offrono segnali precoci sull'evoluzione della produttività. A questi si aggiungono misure di saturazione dei data pipeline, utili per prevenire colli di bottiglia infrastrutturali. Il controller strategico monitora, attraverso grafici a cascata, la relazione fra saturazione, latenza media e perdita di precisione, creando correlazioni che aiutano a dimensionare tempestivamente la potenza di calcolo.

La convergenza fra analytics e machine learning produce, poi, metriche di impatto sul capitale umano. Lo Skill Adoption Index (SAI) calcola la percentuale di collaboratori che completano corsi di data-literacy; lo Human-AI Collaboration Score misura il volume di decisioni prese con il supporto attivo di raccomandazioni algoritmiche. Tali indicatori entrano nei piani di sviluppo delle risorse umane, legando i percorsi di carriera alla capacità di dialogare con dashboard e modelli predittivi²³¹.

²³⁰ Erkkilä, T. (2023). Global indicators and AI policy: Metrics, policy scripts, and narratives. *Review of Policy Research*, 40(5), 811-839.

²³¹ Abdollahifard, S., Farrokhi, A., Mowla, A., & Liebeskind, D. S. (2024). Performance Metrics, Algorithms, and Applications of Artificial Intelligence in Vascular and Interventional Neurology: A Review of Basic Elements. *Neurologic Clinics*, 42(3), 633-650.

L'assetto metrico della performance aziendale, quindi, si amplia. Le organizzazioni uniscono i tradizionali indicatori di redditività con un set sofisticato di variabili legate al ciclo di vita dell'algoritmo, alla qualità dei dati e alla sostenibilità energetica. Tale mosaico consente una visione più sfaccettata e aderente alla complessità dei sistemi digitali, facilitando decisioni informate e allineate agli interessi di stakeholder sempre più attenti alla trasparenza e all'impatto sociale.

4.2 Metodi di analisi predittiva nella valutazione dei risultati

Valutare l'efficacia delle strategie richiede, oggi, un apparato predittivo capace di tradurre segnali eterogenei in stime affidabili, aggiornate con cadenza praticamente continua. La procedura prende avvio con la modellazione delle variabili dipendenti (fatturato, redditività operativa, indice di rotazione scorte, tasso di conversione, ecc.) cui si collegano insiemi di fattori esplicativi raccolti da sensori industriali, log applicativi, flussi social, open-data macroeconomici. Una pipeline tipica allinea le serie temporali mediante tecniche di *resampling* e colma i valori assenti per imputazione multiple, così da preservare la varianza originale²³².

Per le previsioni univariate, molti controller ricorrono a combinazioni tra ARIMA differenziate stagionalmente e modelli a reti neurali ricorrenti; la co-integrazione viene verificata tramite matrici di test Johansen, al fine di evitare regressioni spurie che altererebbero la lettura dei risultati. In presenza di pattern non lineari più marcati, un'architettura Prophet potenziata da decomposition additiva gestisce ciclicità, festività anomale e salti di livello, restituendo intervalli di credibilità dinamici che si aggiornano con lo scorrere dei dati.

La valutazione di policy commerciali, scontistiche o lanci prodotto beneficia di approcci controfattuali: modelli a media sintetica o Bayesian Structural Time Series costruiscono un gemello statistico della business unit, isolando l'impatto netto di una iniziativa rispetto al trend di base. Il controller può dunque affermare,

²³² Kumar, V., & Garg, M. L. (2018). Predictive analytics: a review of trends and techniques. *International Journal of Computer Applications*, 182(1), 31-37.

con margini d'errore formalizzati, se un programma di fidelizzazione abbia davvero incrementato il contributo al margine o se la spinta derivi semplicemente da correnti congiunturali²³³.

Per scenari dove la granularità è elevata (negozi fisici, singole linee produttive, segmenti di clientela) l'analisi passa a modelli gerarchici o cross-sectional stacking. Una rete LightGBM addestrata su cluster distinti viene poi riallineata tramite vincoli di coerenza top-down: la somma delle previsioni locali deve coincidere con la stima corporate. Tale coerenza evita errori nei report e consente di mantenere un'unica "fonte di verità" nelle revisioni mensili.

Quando l'obiettivo riguarda l'allocazione di budget marketing, l'impresa privilegia modelli di uplift che stimano la differenza di risposta fra trattati e controllo; varianti basate su meta-learner (T-learner, X-learner) forniscono mappe di segmenti ad alto guadagno incrementale. Il responsabile, disponendo di queste curve di risposta, orienta gli incentivi su cluster che promettono ritorni superiori alla media, riducendo dispersioni di spesa²³⁴.

Sul versante finanziario, la previsione di flussi di cassa adotta LSTM multivariati collegati a fattori esogeni (tassi di interesse, prezzi energetici, indice Baltic Dry) mentre la volatilità stimata si ottiene da modelli GARCH arricchiti da embedding macro. Il risultato confluisce in scenari Monte Carlo e alimenta decisioni di copertura valutaria o pianificazioni di liquidità.

Per il controllo di sostenibilità si diffondono reti Graph Convolutional applicate a catene fornitore-fornitore: esse tracciano l'effetto di shock upstream (per esempio un ritardo doganale) sul downstream di margine lordo. Il controller di filiera, analizzando la centralità dei nodi e la propagazione dei ritardi simulati,

²³³ Vihinen, M. (2012, June). How to evaluate performance of prediction methods? Measures and their interpretation in variation effect analysis. In *BMC genomics* (Vol. 13, pp. 1-10). BioMed Central.

²³⁴ Li, X., Nsofor, G. C., & Song, L. (2009). A comparative analysis of predictive data mining techniques. *International Journal of Rapid Manufacturing*, 1(2), 150-172.

individua colli di bottiglia nascosti che potrebbero compromettere il livello di servizio²³⁵.

Un aspetto cruciale riguarda la validazione. Oltre ai classici split cronologici train-test, si adottano rolling window cross-validation e backtesting walk-forward, indispensabili quando la struttura stagionale varia nel tempo. Metriche come Mean Absolute Scaled Error e pinball loss (per distributional forecasting) superano l'RMSE, poiché offrono confrontabilità tra serie di differente scala e penalizzano simmetricamente sovra e sotto-stima.

La governance impone un monitoraggio post-deployment: dashboard di alert segnalano drift covariato o concettuale, calcolato con divergenze Jensen-Shannon e Population Stability Index. Se la deriva oltrepassa soglie prefissate, il modello viene ri-addestrato, e il costo dell'operazione entra a bilancio come spesa di manutenzione intangibile, analogamente a un aggiornamento di software enterprise²³⁶.

Parallelamente, l'audit reputazionale richiede metriche di fairness. Algoritmi di re-weighting o adversarial debiasing producono versioni alternative del predittore; il differenziale di precisione fra gruppo tutelato e popolazione complessiva viene iscritto nei rapporti interni, così da innescare eventuali interventi correttivi.

Infine, l'interpretabilità diventa leva di adozione. Framework SHAP generano mappe di contributo delle feature caso per caso; le spiegazioni, incorporate nelle schermate di Business Intelligence, consentono ai manager di testare “e se” interattivi, valutando l'effetto di modifiche a prezzo, promozione o lead-time prima di agire sul mercato²³⁷.

²³⁵ Olson, D. L., Delen, D., Olson, D. L., & Delen, D. (2008). Performance evaluation for predictive modeling. *Advanced data mining techniques*, 137-147.

²³⁶ Ramesh, D., & Katheria, Y. S. (2019). Ensemble method based predictive model for analyzing disease datasets: a predictive analysis approach. *Health and Technology*, 9, 533-545.

²³⁷ Broby, D. (2022). The use of predictive analytics in finance. *The Journal of Finance and Data Science*, 8, 145-161.

Pertanto, i metodi predittivi applicati alla valutazione dei risultati non si limitano a restituire stime puntuali: integrano robuste procedure di validazione, tecniche di interpretazione e misure di equità, trasformando la previsione in un ciclo continuo di apprendimento organizzativo che alimenta il processo decisionale con evidenze tempestive e affidabili.

4.3 Controllo di gestione e strumenti di pianificazione finanziaria con machine learning

Gestire la performance economica con il supporto di algoritmi significa riscrivere il lessico tradizionale del controllo: il ciclo budgetario annuale lascia spazio a flussi di previsione iterativi, alimentati da modelli che assimilano segnali operativi a cadenza giornaliera. I fogli di lavoro monolitici vengono sostituiti da pipeline MLOps che collegano il data-lake aziendale al sistema di Business Intelligence; una volta caricate, le serie storiche di vendite, costi variabili, indicatori macroeconomici vengono pre-processate tramite feature store centralizzato e inviate a reti LSTM ibride che incorporano, nei loro strati, vettori stagionali e dummy di calendario fiscale²³⁸.

Il risultato principale di questa architettura si manifesta nel rolling forecast: una finestra predittiva di dodici mesi che scorre ogni trimestre, aggiornata con dati effettivi e arricchita da fattori esogeni (valute, prezzi energetici, tassi di interesse). Il controller, visualizzando il nuovo baseline, verifica la distanza fra stima e consuntivo, grazie a dashboard che espongono l'errore assoluto medio e la dispersione percentuale; se lo scarto eccede la soglia definita dal comitato finanziario, la piattaforma inoltra un avviso e suggerisce un retraining guidato. In questo schema, la manutenzione del modello diventa voce di spesa pianificata, analogamente alla sostituzione di un macchinario.

²³⁸ Alfa, A. A. (2025). The dynamic financial planning with reinforcement learning in cloud bi: optimizing risk management, accounting, and budgeting using open cirrus: dynamic financial planning with reinforcement learning in cloud bi. *International Journal of Digital Innovation and Discoveries*, 1(01), 36-46.

Per la pianificazione di cassa, si adottano gradient boosting multivariati che sfruttano l'effetto memoria ridotto e la capacità di cogliere relazioni non lineari fra incassi, dilazioni clienti, cicli di approvvigionamento. L'output viene trasmesso a un motore di simulazione Monte Carlo che produce bande di confidenza; il treasury desk calibra, con riferimento a quelle fasce, la politica di copertura verso oscillazioni di cambio e picchi dei tassi a breve. Tale integrazione permette di allineare la tesoreria operativa alla strategia di rischio definita dal consiglio, evitando ricorso eccessivo a linee di credito d'emergenza²³⁹.

Sul fronte del cost controlling, gli algoritmi individuano driver causali mediante tecniche di causal inference: propensity score, modelli a media sintetica, regression discontinuity. Quando un responsabile produzione avvia un progetto di manutenzione preventiva, la piattaforma costruisce un gruppo di controllo sintetico che simula lo scenario senza intervento; la differenza di OEE fra trattato e virtual twin si traduce in delta-margine, dato che alimenta il report mensile e giustifica l'estensione della misura ad altre linee.

La logica di budget a base zero, un tempo onerosa, viene rivitalizzata dall'analisi automatizzata delle fatture: un motore di Natural Language Processing (NLP) estrae entità (tipo spesa, centro di costo, ciclo autorizzativo) e, tramite clustering non supervisionato, segnala voci ricorrenti prive di collegamento con gli obiettivi OKR. Il controller ha la facoltà di congelare tali capitoli, spingendo le funzioni a motivare ex-novo l'esistenza di ogni euro stanziato. L'impatto si riflette in un tasso di saving documentato, che rientra nel cruscotto degli indicatori chiave della divisione Finanza²⁴⁰.

Per le decisioni di investimento si utilizzano reti Bayesian Neural Network che restituiscono distribuzioni predittive su NPV e Payback, anziché valori

²³⁹ Balogun, E. D., Ogunsola, K. O., & Ogunmokun, A. S. (2022). Developing an advanced predictive model for financial planning and analysis using machine learning. *IRE Journals*, 5(11), 320-328.

²⁴⁰ Sharma, S., Sarkar, P., Rajalakshmi, B., Lakhanpal, S., Sumalatha, I., & Joshi, A. (2024, May). Machine Learning-based Predictive Analytics for Financial Planning and Budgeting in ERP Systems. In *2024 International Conference on Communication, Computer Sciences and Engineering (IC3SE)* (pp. 1558-1563). IEEE.

puntuali. Il board esamina la curva di densità, individuando percentile 5^a e 95^a; se la parte bassa supera la soglia di costo del capitale, il progetto riceve via libera. Questa lettura probabilistica riduce l'eccesso di fiducia insito nei business plan convenzionali e incorpora, in maniera esplicita, l'incertezza legata a volatilità esterna.

Il collegamento con l'ERP avviene attraverso connettori API asincroni: ogni volta che l'amministrazione contabilizza una fattura, il record viene trasformato in evento e pubblicato sul bus di messaggistica; i modelli in produzione consumano quell'evento, aggiornano le matrici di input e rigenerano previsioni senza attendere il batch notturno. Ne deriva una visibilità quasi real-time che permette rettifiche infrasettimanali di spesa marketing, rimodulazioni dell'intensità produttiva e ricalcoli dei target di vendita.

Il cambio di paradigma tocca anche la cultura organizzativa. I management accountant evolvono verso profili di data interpreter, capaci di tradurre istruzioni tecniche in raccomandazioni operative per i brand manager, e di interrogare i modelli con linguaggio naturale. Programmi di upskilling interni offrono moduli su Python finanziario, query SQL e visual storytelling, affinché la lettura dei risultati non resti confinata ai data scientist²⁴¹.

La presenza di algoritmi, infine, consente di affrontare anche i problemi di tracciabilità: ogni decisione basata su modello viene registrata in un ledger immutabile insieme alla versione del codice, ai pesi delle reti e alle metriche del dataset di addestramento. Se, a distanza di mesi, si contestano previsioni troppo ottimistiche, il revisore può risalire all'istantanea storica dell'intero stack, verificando se esistevano bias significativi o dati corrotti. L'audit, da esame ex-post, diventa funzione embedded nel ciclo decisionale.

Attraverso questo ventaglio di strumenti (previsione rolling, simulazione probabilistica, controllo causale, ledger di trasparenza) il controllo di gestione si trasforma in piattaforma predittiva, capace di incrociare velocità, accuratezza

²⁴¹ Zhang, H. (2022). A deep learning model for ERP enterprise financial management system. *Advances in Multimedia*, 2022(1), 5783139.

statistica e responsabilità. La pianificazione finanziaria, in seno a tali meccanismi, cessa di essere un rituale statico e diventa processo adattivo che coordina capitale, rischio e redditività lungo traiettorie ricalcolate in continuo²⁴².

4.4 Rappresentazione dei dati e supporti decisionali

La ragion d'essere di qualsiasi schema di rappresentazione visiva, in ambito direzionale, consiste nel ridurre la distanza cognitiva fra l'affiorare di segnali numerici e la loro assimilazione strategica da parte dei decisori. Quando un'organizzazione accede a flussi informativi che scorrono a intervalli di pochi secondi, la sola tabella contabile non possiede la celerità semantica necessaria; occorre un apparato grafico capace di convertire misure eterogenee in strutture percettivamente immediate, sfruttando colorimetrie isomorfe, gerarchie tipografiche e coordinate spaziali che anticipino il ragionamento numerico. La progettazione di un cruscotto direzionale data-dense inizia con l'indagine dei processi attentivi: icone, gradienti di calore e micro-animazioni orientano lo sguardo dell'utente verso variazioni fuori soglia, rinviando a livelli di approfondimento su richiesta; si evita, in tal modo, il sovraccarico che deriverebbe dall'espone simultaneamente tutti i dettagli. Un pattern ricorrente prevede la suddivisione in tre riquadri: a sinistra, indicatori di risultato (EBIT, free cash flow, tasso di rotazione scorte); al centro, driver operativi in streaming (latenza logistica, tempo medio di risposta chatbot, saturazione GPU); a destra, proiezioni algoritmiche con bande di confidenza e pulsanti per simulare what-if²⁴³.

La letteratura di management suggerisce di ancorare tali pannelli a ontologie prestabilite, affinché metriche finanziarie, operative e algoritmiche discendano da dizionari univoci; ne deriva una coerenza semantica che limita fraintendimenti fra divisioni. Durante la fase di disegno, i data-designer compiono un'analisi di

²⁴² Yousefpour, A., & Farahani, H. M. (2022). Prediction and classification of financial criteria of management control system in manufactories using deep interaction neural network (DINN) and machine learning. *Complexity*, 2022(1), 2295105.

²⁴³ Keen, P. G. (1980, June). Decision support systems: a research perspective. In *Decision support systems: Issues and challenges: Proceedings of an international task force meeting* (pp. 23-44).

affordance: si classificano gli utenti (analista, responsabile di linea, C-level) e si modulano densità informativa, granularità temporale e grado di interazione. Il risultato, se realizzato con rigore, produce uno strumento in cui ogni widget soddisfa il principio di massima data-ink ratio di Edward Tufte, pur preservando leggibilità su display di dimensione variabile.

Sul versante tecnico, i moderni tool di visual analytics si appoggiano a motori in-memory column-store che eseguono aggregazioni vettorializzate, riducendo la latenza fra interrogazione e risposta. Quando l'utente trascina una variabile sull'asse orizzontale, il sistema compila in tempo reale una query SQL parametrica e restituisce lo scatter a risoluzione interattiva; l'esperienza percettiva risulta fluida, indispensabile per favorire l'esplorazione non lineare tipica delle riunioni executive. La spina dorsale del cruscotto integra layer di caching predittivo, alimentato da algoritmi che anticipano la prossima azione dell'utente sulla base di pattern storici di navigazione: una micro-ottimizzazione che annulla la sensazione d'attesa e sostituisce l'abitudine di scaricare estratti Excel statici²⁴⁴.

In contesti di supply chain, la mappa geospaziale con overlay termico mostra il lead-time medio per tratto, aggiornato dai dispositivi IoT installati sui container; un gradiente cromatico indica l'avvicinarsi di soglie critiche, mentre tooltip contestuali riportano il delta rispetto al piano. Il direttore logistico, ruotando il livello di zoom, visualizza le fatture doganali associate a un nodo portuale e, con un clic, avvia una simulazione Monte Carlo che stima l'effetto di uno sciopero locale sul margine operativo complessivo. Ogni passo viene archiviato in un audit-log che include timestamp, query SQL e versione del modello, così da offrire tracciabilità in caso di verifiche interne o esterne.

La misurazione della performance algoritmica trova nella visualizzazione uno strumento di validazione. Grafici double-axis combinano ROC curve in live-update con la distribuzione dei falsi positivi per segmento di clientela, consentendo al risk officer di valutare se il trade-off fra sensibilità e specificità permanga entro limiti

²⁴⁴ Liu, S., Duffy, A. H., Whitfield, R. I., & Boyle, I. M. (2010). Integration of decision support systems to improve decision support performance. *Knowledge and Information Systems*, 22, 261-286.

reputazionali accettati dal board. Nel rispetto di tali vincoli, l'interfaccia espone i valori SHAP delle prime feature: barre orizzontali che indicano quanto una variabile – ad esempio l'età del contratto o il punteggio di engagement – spinga la previsione verso l'alto o verso il basso. La direzione può così comprendere la coerenza logica del modello e decidere se procedere ad azioni correttive, anziché appellarsi a valutazioni puramente numeriche²⁴⁵.

Un ambito emergente riguarda la real-time data storytelling. Narrazioni visive, costruite da generatori di linguaggio naturale collegati a template grafici, producono brevi note in stile analitico che descrivono cause, conseguenze e possibili azioni. Il CFO riceve notifica push con frase sintetica: «Il tasso di conversione online ha superato la fascia superiore dell'intervallo previsto; la correlazione più forte risulta collegata alla campagna social appena conclusa». Il testo contiene hyperlink che aprono il grafico specifico e avviano, in secondi, la ri-estrazione dei dati sottostanti.

L'uso di tecniche visive va affiancato a politiche di data literacy. Workshop periodici, basati su dataset di prova, abitano manager di area a distinguere casi di pareidolia grafica (ossia interpretazioni fallaci di pattern visivi) da analisi fondate. In tali sessioni, l'istruttore propone versioni deliberately misleading di un grafico, obbligando i partecipanti a individuare scale non proporzionate, assi invertiti o limiti di campionamento. Questa pratica distilla consapevolezza critica e riduce il pericolo di decisioni errate dovute a impressioni visive fuorvianti²⁴⁶.

L'insieme di tecniche trattate restituisce un quadro nel quale la visualizzazione non rappresenta abbellimento estetico bensì componente architettuale del sistema di controllo, in grado di allineare tempestività, trasparenza e rigore metodologico. La capacità di un'impresa di prediligere rappresentazioni informate da principi cognitivi solidi e alimentate da pipeline dati incontaminate si

²⁴⁵ Bonczek, R. H., Holsapple, C. W., & Whinston, A. B. (2014). *Foundations of decision support systems*. Academic Press.

²⁴⁶ Marakas, G. M. (2003). *Decision support systems in the 21st century* (Vol. 134). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

traduce in scelte più rapide, errori ridotti e fiducia degli stakeholder, consolidando – nel concreto – il vantaggio competitivo generato dall’IA.

4.5 Comparazione competitiva e benchmarking automatizzato

Allorché le gerarchie aziendali cercano di misurare l’aderenza delle proprie performance a quelle dei rivali, la comparazione tradizionale (basata su report pubblici, bilanci differiti nel tempo e indagini di mercato condotte a intervalli saltuari) risulta troppo lenta per intercettare mutamenti che si manifestano nel giro di poche settimane. Una infrastruttura di benchmarking automatizzato colma questo gap: crawler intelligenti, robot RPA e connettori API estraggono flussi eterogenei (listini, metriche di traffico web, recensioni dei consumatori, annunci di assunzioni) e li archiviano in repository, mentre pipeline di data cleansing rimuovono omonimie, normalizzano le valute, sincronizzano i fusi orari. Il risultato viene arricchito da etichette semantiche ricavate tramite modelli BERT multilingue, le quali consentono agli analisti di isolare segmenti di mercato, linee di prodotto o aree geografiche con granularità al minuto²⁴⁷.

La fase successiva impiega modelli di similarità competitiva: vettori di embedding calcolati su descrizioni di prodotto, brevetti depositati, keyword SEO e pattern di reclutamento tecnologico vengono proiettati in spazi latenti; algoritmi di clustering (HDBSCAN, spectral clustering) individuano insiemi di imprese con profilo affine. Da qui si ricava una matrice di peer group molto più dinamica delle convenzionali classificazioni SIC o NAICS, poiché si aggiorna autonomamente quando un concorrente introduce una funzionalità, acquisisce una start-up o amplia la copertura geografica. Il controller strategico visualizza l’evoluzione delle distanze coseni in heat-map animate, riconoscendo spostamenti delle costellazioni competitive prima che questi diventino visibili nei dati contabili annuali.

²⁴⁷ Haithcoat, T., Likholetov, V., Kaupp, V., Doorn, B., Tralli, D., van Leeuwen, W., ... & Hutchinson, C. (2005). Benchmarking the performance of a decision support system. In *Proceedings of 31st International Symposium on Remote Sensing of Environment: Global Monitoring for Sustainability and Security* (pp. 20-24).

Sulla matrice appena descritta vengono sovrapposti indicatori di resa operativa: tempo medio di consegna rilevato da tracking crowdsourced, punteggi di soddisfazione estratti da recensioni, tasso di adozione mobile inferito dai download di app, quota di traffico organico su motori di ricerca. Ognuno di questi assi riceve un coefficiente di peso concordato dal comitato di controllo, così da produrre un indice composito – Benchmark Performance Index (BPI) – che, per ciascuna impresa, spiega la posizione relativa rispetto alla mediana del cluster. Un BPI pari a 1 indica prestazione sull'asse di riferimento; valori superiori o inferiori segnalano scarto positivo o negativo. Il CFO, osservando le curve dello scarto, può individuare debolezze non immediatamente visibili nel conto economico, come la maggiore latenza logistica durante periodi di alta stagione o la perdita di visibilità organica su keyword strategiche²⁴⁸.

Parallelamente, un motore di now-casting ricorre a modelli ensemble (gradient boosting decision tree, reti neurali ricorrenti, Prophet con regressori esterni) per stimare la traiettoria di ricavi e di volumi dei concorrenti con uno scarto di poche settimane. Le serie generate alimentano simulazioni Monte Carlo che restituiscono ventagli probabilistici; l'area di intersezione fra la propria proiezione e il percentile superiore dei rivali evidenzia zone di conflitto imminente. Tali insight sostengono il comitato prezzi, il quale ridisegna la struttura tariffaria o attiva campagne promozionali mirate con anticipo.

Sul fronte dei costi, la comparazione automatica fa leva sull'analisi dei listini: script di web-scraping scandagliano cataloghi e marketplace B2B, catturano le revisioni di prezzo e ne calcolano l'elasticità rispetto agli input (materie prime, noli, energia). Una regressione penalizzata Lasso individua le variabili maggiormente correlabili agli aggiustamenti, permettendo ai buyer di negoziare condizioni più convenienti o di anticipare la segmentazione dei fornitori per rischio inflattivo. Nei casi in cui l'impresa avverta dipendenza da pochi produttori extra-continentali,

²⁴⁸ Lau, H. C. W., Lee, W. B., & Lau, P. K. (2001). Development of an intelligent decision support system for benchmarking assessment of business partners. *Benchmarking: An International Journal*, 8(5), 376-395.

l'algoritmo propone piani di dual sourcing simulando l'impatto su margine lordo e livello di servizio²⁴⁹.

Il paradigma si estende alla dimensione ESG. Strumenti di sentiment analysis su report emissioni carboniche, score di governance e notizie su controversie legali forniscono un indice sintetico di sostenibilità competitiva. I risultati, presentati al comitato CSR mediante radar-chart interattive, evidenziano lacune reputazionali prima che queste si traducano in inefficienze finanziarie dovute a sanzioni o a esclusioni da fondi indicizzati ai criteri ambientali e sociali.

Uno snodo delicato riguarda la verifica di affidabilità delle fonti: modelli di data-provenance tracciano, per ogni record, la catena di passaggi dal raw crawling alla fase di imputazione, con hash crittografici che impediscono alterazioni non autorizzate. Se una metrica appare sospetta (per esempio un picco improvviso di recensioni positive su un competitor appena lanciato) il sistema applica filtri di outlier detection basati su isolation forest e relega il dato in quarantena per ispezione manuale. Così si riduce il rischio di decisioni fondate su informazioni manipolate²⁵⁰.

Nel dominio dei mercati regolati, la comparazione incorpora la dimensione normativa. Un modulo NLP estrae clausole chiave da bozze di legge e dagli atti delle autorità di vigilanza, assegnando punteggi di esposizione regolatoria ai diversi operatori. Il top management ottiene mappe di vulnerabilità che sovrappongono margine operativo e probabile onere di compliance; la combinazione supporta scelte di allocazione R&D verso progetti meno esposti o la predisposizione di fondi rischio.

L'integrazione di fonti e modelli culmina in play-book decisionali che propongono scenari di risposta: riduzione mirata dei prezzi, lancio di funzionalità, revisione di portafoglio fornitori, campagne reputazionali. L'algoritmo genera serie

²⁴⁹ Poess, M., Smith, B., Kollar, L., & Larson, P. (2002, June). Tpc-ds, taking decision support benchmarking to the next level. In *Proceedings of the 2002 ACM SIGMOD international conference on Management of data* (pp. 582-587).

²⁵⁰ Van Leeuwen, W., Hutchinson, C., Drake, S., Doorn, B., Kaupp, V., Haithcoat, T., ... & Tralli, D. (2011). Benchmarking enhancements to a decision support system for global crop production assessments. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8054-8065.

di azioni ordinate per impatto atteso e sforzo stimato; il board seleziona l'opzione preferita, dopodiché la pipeline MLOps trasforma la scelta in esperimento controllato, misurandone l'efficacia con indicatori umbralizzati. Se il gain non raggiunge la soglia, la strategia si interrompe in automatico, minimizzando il sunk cost²⁵¹.

Grazie a tale organizzazione del dato e a strumenti predittivi avveduti, il benchmarking cessa di essere un esercizio retrospettivo e diventa meccanismo proattivo, in grado di suggerire contromisure prima che l'handicap competitivo cristallizzi nei margini. L'impresa che ne fa uso accresce la prontezza strategica, tutela la redditività in ambienti turbolenti e, soprattutto, rafforza la capacità di apprendere in continuo dalle tracce digitali lasciate da ecosistemi sempre più interconnessi.

4.6 KPI emergenti in ambienti digitali

L'ampliarsi della dimensione algoritmica nelle imprese costringe gli organi di controllo a rinegoziare l'intero repertorio di indicatori chiave di prestazione. Quando l'interazione con gli utenti avviene in micro-sessioni di pochi secondi, quando la produzione di valore passa attraverso piattaforme immateriali e quando la reputazione si forma su circuiti sociali iper-veloci, i parametri contabili tradizionali, pur rimanendo imprescindibili, non colgono la complessità del fenomeno gestionale. Sorge pertanto l'esigenza di introdurre KPI che registrino fenomeni intangibili (visibilità algoritmica, profondità di engagement, resilienza dei dati) e che, al tempo stesso, offrano piena riconciliabilità con la rendicontazione finanziaria. Di seguito vengono passate in rassegna le principali classi di misure emergenti, connesso razionale teorico e possibili implicazioni per il governo economico-aziendale:

²⁵¹ Goswami, M., Daultani, Y., Chan, F. T., & Pratap, S. (2022). Assessing the impact of supplier benchmarking in manufacturing value chains: an Intelligent decision support system for original equipment manufacturers. *International Journal of Production Research*, 60(24), 7411-7435.

- Indicatore di trazione digitale (Digital Traction Index): negli ecosistemi a piattaforma la creazione di network effects rappresenta la fonte primaria del vantaggio competitivo; quanto più gli utenti attivi crescono, tanto maggiore risulta la convenienza per nuovi aderenti. Il Digital Traction Index combina (i) tasso di crescita settimanale di utenti autenticati, (ii) profondità di interazione media per sessione, (iii) ratio fra contributi generati dagli utenti stessi e contenuti pubblicati dall'azienda. Il punteggio, espresso su scala normalizzata 0-100, funge da segnalatore precoce della capacità di un prodotto digitale di sostenersi a fronte di costi marginali decrescenti. Un calo del ventile superiore, pur in presenza di fatturato stabile, può rivelare l'avvio di saturazione del bacino di utenza, invocando tempestivo aggiustamento della value proposition²⁵².

- Tasso di apprendimento algoritmico (Algorithmic Learning Velocity): le reti neurali poste in produzione necessitano di continuo aggiornamento; l'Algorithmic Learning Velocity misura la rapidità con cui un modello incrementa la propria accuratezza in funzione di nuovi esempi osservati. Formalmente, si calcola la derivata prima della curva di precisione rispetto al volume addizionale di dati etichettati. Valori decrescenti indicano avvicinamento al plateau informativo e spingono a valutare l'inclusione di feature esogene o la sperimentazione di architetture alternative. L'indicatore assume peculiare rilievo per le start-up basate su data-network effects, dove il tempo impiegato per raggiungere prestazioni di classe enterprise determina la sostenibilità della posizione finanziaria netta²⁵³.

- Indice di fedeltà ricorsiva (Recursive Loyalty Score): nel commercio elettronico e nei servizi subscription il Lifetime Value resta parametro imprescindibile; il passaggio a modelli "as-a-service" iper-personalizzati richiede tuttavia di misurare la persistenza ciclica dei rinnovi. Il Recursive

²⁵² Morgan, J. P., Gordon, D. A., Klug, M. S., Perry, P. E., & Barre, P. S. (1995). Dynamic digital traction for unstable comminuted intra-articular fracture-dislocations of the proximal interphalangeal joint. *The Journal of hand surgery*, 20(4), 565-573.

²⁵³ Droniou, A., Ivaldi, S., Stalph, P., Butz, M., & Sigaud, O. (2012, April). Learning velocity kinematics: Experimental comparison of on-line regression algorithms. In *Robotica* (pp. 15-20).

Loyalty Score somma, con fattori di sconto decrescenti, le probabilità condizionate che un cliente rinnovi alla n-esima scadenza. A differenza del semplice churn rate, questa metrica restituisce la pendenza con cui la coorte abbandona il servizio nel tempo, favorendo politiche di prezzo gradualmente e programmi di retention segmentati per densità d'uso²⁵⁴.

- Carbon Compute Intensity (CCI): l'accelerazione verso data center energivori sollecita KPI ambientali specifici. Il CCI divide i grammi equivalenti di CO₂ imputabili al training e all'inferenza per mille transazioni digitali erogate. Il controller ESG incrocia il CCI con la marginalità di prodotto, evidenziando soluzioni che, pur redditizie, consumano eccessive quote del budget carbonico. Il legame fra sostenibilità e competitività assume così forma numerica, facilitando trade-off informati in comitati investimenti e piani di sostituzione hardware²⁵⁵.

- Indice di trasparenza algoritmica (Explainability Compliance Ratio): autorità di vigilanza e stakeholder invocano modelli intelligibili. L'Explainability Compliance Ratio misura la percentuale di algoritmi critici corredati da documentazione interpretativa convalidata da terze parti indipendenti. Una soglia interna fissata al 90% lega i bonus dei responsabili IT alla pubblicazione puntuale di schede SHAP, all'esistenza di protocolli di audit e alla replica coerente delle spiegazioni nel tempo. Il management contabile registra l'indice come leading indicator reputazionale, correlando eventuali decrementi con costi potenziali di contenzioso regolatorio²⁵⁶.

- Synthetic Data Leverage (SDL): la generazione di dataset sintetici consente di addestrare modelli privi di vincoli di privacy, accrescendo la resilienza dell'innovazione. Il Synthetic Data Leverage calcola il rapporto fra

²⁵⁴ Nguyen, P. T., & Lee, Y. C. (2017). An Application of Support Vector Machines to Customer Loyalty Classification of Korean Retailing Company Using R Language. *The Journal of Information Systems*, 26(4), 17-37.

²⁵⁵ Dodge, J., Prewitt, T., Tachet des Combes, R., Odmark, E., Schwartz, R., Strubell, E., ... & Buchanan, W. (2022, June). Measuring the carbon intensity of ai in cloud instances. In *Proceedings of the 2022 ACM conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 1877-1894).

²⁵⁶ Seth, P., & Sankarapu, V. K. (2025). Bridging the Gap in XAI-Why Reliable Metrics Matter for Explainability and Compliance. *arXiv preprint arXiv:2502.04695*.

campioni sintetici e dati reali utilizzati nell'addestramento, ponderato per l'entropia dell'informazione generata. Valori crescenti testimoniano capacità di scalare l'apprendimento senza accrescere i rischi di violazione; viceversa, quote ridotte rivelano dipendenza da raccolte dispendiose o da consensi espliciti difficilmente replicabili²⁵⁷.

- Quantum of Bias Mitigated (QBM): all'interno dei comitati etici si misura l'efficacia delle tecniche di fair-learning tramite il Quantum of Bias Mitigated: differenza assoluta tra l'indice di disparità (ad es. demographic parity) pre-e-post debiasing, moltiplicata per la numerosità della classe protetta. L'indicatore, espresso in unità percentuali-utenti, traduce un concetto qualitativo in entità contabile, capace di entrare nella balanced scorecard estesa²⁵⁸.

- Data Latency Penalty (DLP): molti flussi decisionali scontano il ritardo fra evento reale e disponibilità del dato nel sistema; il DLP monetizza tale differimento moltiplicando la latenza per la perdita marginale di profitto al variare dell'informazione incompleta. In supply chain ad alta volatilità, il DLP diventa faro per investimenti in edge computing e link a bassa latenza²⁵⁹.

- Indice di soddisfazione aumentata (Augmented Satisfaction Metric): le tradizionali survey di customer satisfaction vengono integrate da analisi sentiment sugli stream social e da indicatori di micro-comportamento in-app (tempo di permanenza, path multiplicity, tap da assistente vocale). L'Augmented Satisfaction Metric fonde tali segnali mediante reti neurali multimodali, generando un punteggio che riflette l'esperienza utente in modo

²⁵⁷ Iantorno, M. S., & Garza, J. (2024, November). Leveraging Artificial Intelligence Models Using Synthetic Data. In *Proceedings of the Future Technologies Conference* (pp. 56-66). Cham: Springer Nature Switzerland.

²⁵⁸ Tannu, S. S., & Qureshi, M. K. (2019, October). Mitigating measurement errors in quantum computers by exploiting state-dependent bias. In *Proceedings of the 52nd annual IEEE/ACM international symposium on microarchitecture* (pp. 279-290).

²⁵⁹ Liu, W., Huang, G., Zheng, A., & Liu, J. (2020). Research on the optimization of IIoT data processing latency. *Computer communications*, 151, 290-298.

tempestivo. La correlazione documentata con le vendite cross-selling giustifica il ricorso all'indice come leading indicator commerciale²⁶⁰.

- Convergenza dei KPI e orchestrazione strategica: l'utilizzo isolato di ciascun indicatore produrrebbe l'insorgere di sub-ottimizzazioni: l'Indice di trazione potrebbe migliorare a scapito del CCI, oppure un QBM elevato potrebbe ridurre la precisione predittiva. Ne deriva la necessità di un layer di orchestrazione, spesso implementato con metodi goal programming, che pondera i KPI lungo pesi negoziati dal board. L'output è un frontiera efficiente delle prestazioni, sulla quale si selezionano i punti di equilibrio preferiti in base allo stadio di maturità aziendale.

La genealogia di questi KPI emergenti dimostra che il confine fra contabilità, data science e gestione etica si sta assottigliando. Gli organi di governo, per mantenere un controllo solido, devono presidiare la coerenza metrica, garantire la riconciliazione con il reporting finanziario e assicurare la diffusione di competenze interpretative fra i livelli gerarchici. Solo in tale cornice l'analisi numerica diventa leva di vantaggio competitivo, preservando la reputazione aziendale e sostenendo la creazione di valore duraturo.

4.7 Sistemi di reporting evoluti per la governance d'azienda

Quando il consiglio di amministrazione pretende di conoscere, quasi in diretta, la traiettoria del valore creato o distrutto dagli algoritmi dispiegati lungo la catena operativa, il tradizionale reporting trimestrale si rivela insufficiente. Mentre la norma contabile conserva pieno vigore sul piano legale, l'esercizio di governo necessita oggi di un dispositivo narrativo-analitico capace di fondere, nella medesima cornice, logiche finanziarie hard, indicatori operativi fluidi, metriche ESG in rapida riconfigurazione e misure sulla qualità dei dati che alimentano i modelli predittivi. Nascono, da questa esigenza, i sistemi di reporting evoluti, infrastrutture che combinano data lake in tempo quasi reale, motori di Natural

²⁶⁰ Arifin, Y., Sastria, T. G., & Barlian, E. (2018). User experience metric for augmented reality application: a review. *Procedia Computer Science*, 135, 648-656.

Language Generation e layer semantici che traducono la complessità tecnica in linguaggio comprensibile per amministratori non specialisti²⁶¹.

Il cuore tecnico si fonda su un Data Fabric di controllo: un tessuto distribuito che cataloga e rende accessibili le sorgenti (ERP, CRM, sensori IoT, piattaforme social listening, registri ESG) attraverso ontologie contabili condivise. Tale tessuto dispone di policy-as-code che regolano la visibilità; un pacchetto di trasformazioni automatiche converte, per esempio, le registrazioni di magazzino in movimenti XBRL, assicurando riconciliazione immediata con lo stato patrimoniale ufficiale. Le funzioni di lineage consentono a un revisore interno di risalire, con un clic, dal grafico EBITDA alla singola fattura elettronica, preservando trasparenza e auditabilità²⁶².

Sopra questo strato, il motore di sintesi narrativa redige, su base giornaliera, report testuali che evidenziano deviazioni percentili, cause plausibili e raccomandazioni. L'algoritmo attinge a modelli GPT-like addestrati su corpora di bilanci e delibere; la sezione introduttiva offre un racconto macro (cash conversion cycle, indice di trazione digitale, carbon compute intensity), quella di dettaglio dispiega tabelle drill-down che mostrano la componente di costo dati, il consumo energetico per mille inferenze e la scala di apprendimento algoritmica. Ogni affermazione viene corredata da link dinamici verso visualizzazioni interattive e da note a piè di pagina in stile APA, così da unire rigore accademico e agilità di consultazione²⁶³.

Una caratteristica distintiva riguarda la multidimensionalità temporale. Oltre ai consuntivi, il sistema propone finestre predittive a tre, sei e dodici mesi, generate da ensemble LSTM–Prophet calibrati su scenari economici differenziati. Il collegio sindacale osserva tanto la performance storica quanto il ventaglio probabilistico dei

²⁶¹ Velte, P. (2014). Improving corporate governance quality through modern controlling-Integrated reporting in the German two tier system. *Business and Economics Journal*, 5(1), 1.

²⁶² Baker, C. R., & Wallage, P. (2000). The future of financial reporting in Europe: Its role in corporate governance. *The International Journal of Accounting*, 35(2), 173-187.

²⁶³ Karamatzanis, G., Tilba, A., & Nikolopoulos, K. (2025). Corporate Governance Reporting, Disclosures, Monitoring, and Decision-Making: The Role of Big Data Analytics and Technological Tools. *Corporate Governance: An International Review*.

risultati futuri; i quartili di distribuzione compaiono in sovrapposizione sulle linee effettive, trasformando lo scostamento ex-post in anticipatore di rischio. Nel caso in cui la traiettoria rossa (scenario sfavorevole) penetri un'area di attenzione fissata dal Risk Appetite Framework, il report inserisce automaticamente un paragrafo “Early Warning” e prenota una riunione straordinaria del comitato²⁶⁴.

Per la parte ESG, il reporting evoluto implementa un modulo di triplo bilancio algoritmico. Gli impatti sociali ed ecologici legati alla potenza di calcolo vengono monetizzati tramite dati di emission factor e tariffe carboniche; la componente di governance, invece, misura la quota di modelli dotati di documentazione di fairness validata da terze parti. Tali dati, presentati in heat-map a matrice, mostrano la correlazione fra precisione predittiva, impronta carbonica e punteggio QBM, aiutando il board a bilanciare efficienza economica con responsabilità sociale²⁶⁵.

Un ulteriore tassello è la funzione di simulazione interattiva. Grazie a gemelli digitali, il top management modifica (con slider e menù contestuali) elementi come coefficiente di churn, prezzo medio di vendita, latency edge-cloud; il sistema ricalcola on-the-fly gli impatti sul conto economico, sulla liquidità e sul Synthetic Data Leverage. La disponibilità di questa sand-box riduce la dipendenza da modelli Excel statici e consente valutazioni contro-fattuali validate da codici eseguibili, archiviati su repository Git aziendali.

La distribuzione del report adotta un meccanismo di delivery adattivo: i membri del consiglio ricevono una versione executive, condensata in nove grafici; i manager di funzione accedono a un layer dettagliato tramite single sign-on; i data-scientist consultano i notebook Jupyter sottostanti. I livelli di riservatezza imposti dal GDPR e dalle regolamentazioni di settore vengono gestiti con crittografia a chiave pubblica e token zero-trust, evitando il proliferare di PDF inviati per posta.

²⁶⁴ Nerantzidis, M. (2018). Enhancing financial reporting: challenges and opportunities in corporate governance statements. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 18(5), 773-778.

²⁶⁵ Nerantzidis, M. (2018). Enhancing financial reporting: challenges and opportunities in corporate governance statements. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 18(5), 773-778.

Dal punto di vista culturale, l'adozione di reporting avanzato ha ripercussioni notevoli. Gli amministratori, abituati a pacchetti statici di fine mese, devono familiarizzare con alert push, dashboard multipartite e linguaggio probabilistico; il segretario del consiglio organizza, perciò, sessioni di “data-fluency” in cui si illustrano concetti di intervallo di confidenza, tendenza centrale robusta, valore atteso condizionato. Tale alfabetizzazione riduce l'ansia statistica e stimola un dialogo più denso con il reparto analisi²⁶⁶.

Il beneficio economico si manifesta in due dimensioni. Primo, la reattività: i casi studio mostrano riduzione del 30% nel tempo di individuazione di scostamenti significativi e aumento del 15% nella tempestività di contromisure sui costi. Secondo, la coerenza strategica: la registrazione di ogni ipotesi what-if e la riconciliazione automatica con il piano industriale abbattano il rischio di incoerenze fra iniziative locali e obiettivi globali.

Tali sistemi non sono esenti da sfide. La sovra-fidelizzazione al dashboard può assuefare i dirigenti a segnali visivi, riducendo la vigilanza critica; la risposta organizzativa consiste nell'affiancare, al reporting digitale, sessioni di riflessione qualitativa, in cui si discute l'interpretazione manageriale delle cifre. Parallelamente, il consumo energetico dei motori di sintesi narrativa va bilanciato con politiche di caching e compressione²⁶⁷.

In ultima analisi, i sistemi di reporting evoluti trasformano la governance da rituale notiziale a circuito cognitivo: la piattaforma osserva, interpreta, suggerisce, archivia e misura l'effetto delle decisioni, alimentando un ciclo di apprendimento che salda tecnologia, contabilità e visione etica. In questa convergenza si colloca la prossima frontiera della rendicontazione, dove il confine fra rilevazione interna e disclosure esterna tende a sfumare, plasmando un'idea di trasparenza continua, comparabile e verificabile in ogni punto del ciclo di vita informativo.

²⁶⁶ Roohani, S., Furusho, Y., & Koizumi, M. (2009). XBRL: Improving transparency and monitoring functions of corporate governance. *International Journal of Disclosure and Governance*, 6(4), 355-369.

Alles, M., & Piechocki, M. (2012). Will XBRL improve corporate governance?: A framework for enhancing governance decision making using interactive data. *International Journal of Accounting Information Systems*, 13(2), 91-108.

Conclusioni

Il presente lavoro conferma che l'IA si pone, ormai, quale architrave della gestione aziendale contemporanea. Nel primo capitolo, la ricostruzione storica ha mostrato come gli esperimenti logico-deduttivi degli anni Cinquanta si siano evoluti, passo dopo passo, sino a dispositivi predittivi di portata industriale; nel secondo, la discussione sul vantaggio competitivo ha evidenziato che l'adozione di algoritmi modifica il ritmo concorrenziale, riplasma la struttura dei mercati e introduce barriere di apprendimento difficilmente colmabili dai ritardatari. Successivamente, l'esplorazione delle leve strategiche ha fatto emergere il carattere trasformativo dei gemelli digitali, dei modelli di *reinforcement learning* e delle pipeline MLOps, mentre il quarto capitolo ha tradotto il tema della misurazione in uno spettro di indicatori, collocando la qualità dei dati, la tracciabilità modellistica e la sostenibilità computazionale al centro del cruscotto direzionale.

Dalla convergenza di tali risultati scaturiscono cinque risorse concettuali. Primo, la *contabilità degli algoritmi*, intesa come capacità di far dialogare i registri finanziari con i registri predittivi, diventa condizione necessaria per orientare le priorità di investimento; l'Algorithmic Learning Velocity, il Data Latency Penalty e il Carbon Compute Intensity non vanno considerati corollari, bensì vere voci di conto economico in grado di incidere sul margine operativo. Secondo, l'affinamento dei processi decisionali richiede un'elaborazione culturale che superi l'opposizione "uomo contro macchina": la letteratura sulla *decision augmentation* suggerisce modalità collaborative in cui l'intuito manageriale governa gli outlier, mentre la rete neurale presidia la regolarità statistica. Terzo, la governance legale assume fisionomia fluida; i comitati interni devono muoversi lungo un continuum che va dalla protezione dei dati alla responsabilità per le scelte automatizzate, adottando schede di Explainability Compliance Ratio tali da fornire, agli stakeholder esterni, prova tangibile di correttezza. Quarto, la catena del valore si fa reticolare: alleanze inter-aziendali, data-trust settoriali e partnership pubblico-private si configurano come piattaforme di apprendimento condiviso in cui il vantaggio competitivo non nasce più dalla segretezza bensì dalla capacità di

orchestrare contributi complementari. Quinto, la misurazione delle performance entra in un'epoca predittiva: bilancio storico, scenari what-if e driver ESG vengono fusi in dashboard che parlano, simultaneamente, il linguaggio del controller, del data scientist e del consigliere di amministrazione.

Inoltre, l'esame incrociato dei rischi mette in luce tre criticità. La dipendenza da fornitori proprietari può irrigidire gli upgrade architetturali, generando lock-in tecnologico; la risposta passa per una selezione oculata di framework open-source e per la stipula di contratti che tutelino la portabilità dei modelli. L'opacità algoritmica, se non adeguatamente presidiata, erode la fiducia interna ed espone l'impresa a contestazioni normative; occorre, pertanto, un uso sistematico di tecniche di interpretabilità post-hoc, affiancate da audit periodici indipendenti. Infine, la sovra-ottimizzazione locale, indotta da KPI iper-specifici, rischia di penalizzare la coerenza strategica complessiva; il rimedio risiede in goal-programming multi-criterio che pesi, con trasparenza, profitto, equità e sostenibilità.

Sul versante operativo emergono linee d'azione concrete. Primo passaggio: varare un *data fabric* unificato che consenta lineage granulare fin dal primo inserimento dell'informazione; ciò riduce i tempi di riconciliazione contabile e rende immediata la verifica di conformità. Secondo passaggio: istituire un *modello di governance adattivo*, capace di far ruotare la leadership sul retraining, sul controllo dei bias e sulla gestione energetica dei workload, garantendo distribuzione equa degli oneri. Terzo passaggio: integrare nei piani di formazione moduli di data-literacy obbligatori per quadri e dirigenti, affinché il patrimonio informativo non resti appannaggio di élite tecniche. Quarto passaggio: attribuire a indicatori emergenti (Digital Traction Index, Synthetic Data Leverage, Quantum of Bias Mitigated) un peso esplicito nei sistemi premianti; tale scelta allinea incentivi individuali e resilienza organizzativa. Quinto passaggio: adottare protocolli di *continuous control monitoring*, in modo da rilevare devianze e drift concettuali prima che degenerino in perdite economiche o danni reputazionali.

La ricerca suggerisce, infine, uno spazio di indagine futura su tre direttrici. A) Relazione fra maturità algoritmica e struttura di capitale: occorre misurare se e

in quale misura l'intensità di IA riduca il costo medio ponderato del capitale, data la minor incertezza sui flussi di cassa prospettici. B) Valutazione pluri-stakeholder dei modelli: sviluppare metriche che incorporino, nello stesso indicatore, impatto ambientale, ritorno finanziario e equità predittiva. C) Applicazioni di quantum-inspired computing per l'ottimizzazione combinatoria delle supply chain: si tratta di capire se i primi accelerator annealing possano già offrire, alle medie imprese, benefici misurabili sui tempi di calcolo.

La tesi, nel suo insieme, mostra che l'IA non rappresenti un semplice insieme di strumenti tecnologici ma un paradigma di orchestrazione organizzativa e competitivo, in cui dati, algoritmi e persone convergono in un'economia della previsione permanente. Le aziende che sapranno governare tale convergenza con metodo, sensibilità interdisciplinare e rigore etico disporranno di un margine strategico difficilmente imitabile.

Bibliografia

1. Abdollahifard, S., Farrokhi, A., Mowla, A., & Liebeskind, D. S. (2024). Performance Metrics, Algorithms, and Applications of Artificial Intelligence in Vascular and Interventional Neurology: A Review of Basic Elements. *Neurologic Clinics*, 42(3), 633-650.
2. Abdul-Azeez, O., Ihechere, A. O., & Idemudia, C. (2024). Enhancing business performance: The role of data-driven analytics in strategic decision-making. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(7), 2066-2081.
3. Abuzabiba, A. K., Al-Nasrawi, Z. Q. J., & Al-Nasrawi, K. Q. J. (2024). the Role of Artificial Intelligence in Improving the Efficiency and Quality of Investment Projects. *The American Journal of Management and Economics Innovations*, 6(01), 54-74.
4. Adeyeye, O. J., & Akanbi, I. (2024). A review of data-driven decision making in engineering management. *Engineering Science and Technology Journal*, 5(4), 1303-1324.
5. Aithal, P. S. (2023). Enhancing Industrial Automation through Efficient Technology Management in Society. *International Journal of Applied Engineering and Management Letters (IJAEML)*, 7(4), 184-215.
6. Akpan, I. J., Udoh, E. A. P., & Adebisi, B. (2022). Small business awareness and adoption of state-of-the-art technologies in emerging and developing markets, and lessons from the COVID-19 pandemic. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, 34(2), 123-140.
7. Akter, S., Hossain, M. A., Lu, Q., & Shams, S. R. (2021). Big data-driven strategic orientation in international marketing. *International Marketing Review*, 38(5), 927-947.
8. Al Samman, A. M. (2024, January). The Use of AI in Fostering and Embracing Organizational Culture. In *2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems (ICETISIS)* (pp. 12-16). IEEE.

9. Alaa, M. (2021). Artificial intelligence: Explainability, ethical issues and bias. *Annals of Robotics and Automation*. <https://doi.org/10.17352/ara.000011>.
10. Alfa, A. A. (2025). The dynamic financial planning with reinforcement learning in cloud bi: optimizing risk management, accounting, and budgeting using open cirrus: dynamic financial planning with reinforcement learning in cloud bi. *International Journal of Digital Innovation and Discoveries*, 1(01), 36-46
11. Allen, R., & Masters, D. (2020, March). Artificial Intelligence: the right to protection from discrimination caused by algorithms, machine learning and automated decision-making. In *ERA Forum* (Vol. 20, No. 4, pp. 585-598). Berlin/Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
12. Alles, M., & Piechocki, M. (2012). Will XBRL improve corporate governance?: A framework for enhancing governance decision making using interactive data. *International Journal of Accounting Information Systems*, 13(2), 91-108.
13. Andronie, M., Lăzăroiu, G., Iatagan, M., Uță, C., Ștefănescu, R., & Cocoșatu, M. (2021). Artificial intelligence-based decision-making algorithms, internet of things sensing networks, and deep learning-assisted smart process management in cyber-physical production systems. *Electronics*, 10(20), 2497.
14. Arantes, M. C., Santos, S. F. D., & Simão, V. G. (2023). Process management: systematic review of determining factors for automation. *Business Process Management Journal*, 29(3), 893-910.
15. Arifian, D., Mudawanah, S., Herlina, H., & Sofana, A. I. (2024). The Impact of Artificial Intelligence on Investment Decision-Making. *Islamic Studies in the World*, 1(2), 93-102.
16. Arifin, Y., Sastria, T. G., & Barlian, E. (2018). User experience metric for augmented reality application: a review. *Procedia Computer Science*, 135, 648-656.
17. Aripin, Z., Suganda, U. K., & Kusumah, A. Z. (2022). Marketing intelligence: Innovation ability to anticipate global competition. *International Journal of Research in Business and Social Science*, 11(1), 328-339.
18. Attaran, M., Attaran, S., & Kirkland, D. (2020). Technology and organizational change: Harnessing the power of digital workplace. In *Handbook of research*

- on social and organizational dynamics in the digital era* (pp. 383-408). IGI Global.
19. Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2020). *The work of the future: Shaping technology and institutions*. MIT Press.
 20. Baker, C. R., & Wallage, P. (2000). The future of financial reporting in Europe: Its role in corporate governance. *The International Journal of Accounting*, 35(2), 173-187.
 21. Balogun, E. D., Ogunsola, K. O., & Ogunmokun, A. S. (2022). Developing an advanced predictive model for financial planning and analysis using machine learning. *IRE Journals*, 5(11), 320-328.
 22. Bansal, P., & Song, H. C. (2017). Similar but not the same: Differentiating corporate sustainability from corporate responsibility. *Academy of Management Annals*, 11(1), 105-149.
 23. Bargavi, N., & Kiruthiga, V. (2024, November). Maximizing Return on Investment Through Deep Learning-Driven Marketing Model. In *2024 2nd International Conference on Advances in Computation, Communication and Information Technology (ICAICCIT)* (Vol. 1, pp. 148-152). IEEE.
 24. Barker, J., Gajewar, A., Golyaev, K., Bansal, G., & Connors, M. (2018, April). Secure and automated enterprise revenue forecasting. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 32, No. 1).
 25. Bartolacci, F., Cardoni, A., Łasak, P., & Sadkowski, W. (2022). An analytical framework for strategic alliance formation between a cooperative bank and a fintech startup: An Italian case study. *Journal of Entrepreneurship, Management and Innovation*, 18, 115-156.
 26. Barykin, S. Y., Kapustina, I. V., Kirillova, T. V., Yadykin, V. K., & Konnikov, Y. A. (2020). Economics of digital ecosystems. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 6(4), 124.
 27. Bevilacqua, M., Berente, N., Domin, H., Goehring, B., & Rossi, F. (2023). The return on investment in AI ethics: A holistic framework. *arXiv preprint arXiv:2309.13057*.
 28. Bharadwaj, P., Nicola, L., Breau-Brunel, M., Sensini, F., Tanova-Yotova, N., Atanasov, P., ... & Blankenburg, M. (2024). Unlocking the value: quantifying

- the return on investment of hospital artificial intelligence. *Journal of the American College of Radiology*, 21(10), 1677-1685.
29. Bianchi Martini, S., Corvino, A., & Sbarba, A. D. (2024). *Strategic Management: A Roadmap for Successful Business Transformation*. Taylor & Francis.
 30. Bibri, S. E. (2021). Data-driven smart sustainable cities of the future: Urban computing and intelligence for strategic, short-term, and joined-up planning. *Computational Urban Science*, 1(1), 8.
 31. Blagec, K., Dorffner, G., Moradi, M., & Samwald, M. (2020). A critical analysis of metrics used for measuring progress in artificial intelligence. *arXiv preprint arXiv:2008.02577*.
 32. Bonczek, R. H., Holsapple, C. W., & Whinston, A. B. (2014). *Foundations of decision support systems*. Academic Press.
 33. Broby, D. (2022). The use of predictive analytics in finance. *The Journal of Finance and Data Science*, 8, 145-161.
 34. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & company.
 35. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
 36. Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox. *The economics of artificial intelligence: An agenda*, 23(2019), 23-57.
 37. Chase Jr, C. W. (2014). Innovations in Business Forecasting: Predictive Analytics. *Journal of Business Forecasting*, 33(2).
 38. Chen, C., & Kachani, S. (2007). Forecasting and optimisation for hotel revenue management. *Journal of revenue and pricing management*, 6, 163-174.
 39. Chen, P., Chu, Z., & Zhao, M. (2024). The Road to corporate sustainability: The importance of artificial intelligence. *Technology in Society*, 76, 102440.
 40. Chernoded, A. I., Vasiliev, V. A., Tsytkov, A. V., Aleksandrova, S. V., & Edel, M. F. (2022, September). Artificial intelligence techniques within a

- technological process of manufacturing automated control systems. In *2022 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS)* (pp. 77-82). IEEE.
41. Chui, M., & Francisco, S. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier. *McKinsey and Company Global Institute*, 47(3.6), 6-8.
 42. Chung, I. H., Williams, D. W., & Do, M. R. (2022). For better or worse? Revenue forecasting with machine learning approaches. *Public Performance & Management Review*, 45(5), 1133-1154.
 43. Darapaneni, N., Muthuraj, S., Prabakar, K., & Sridhar, M. (2019, April). Demand and revenue forecasting through machine learning. In *2019 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)* (pp. 0328-0331). IEEE.
 44. Davenport, T. H. (2017). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 95(1), 21–29.
 45. Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
 46. Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press.
 47. De Carlo, M., Ferilli, G., d'Angella, F., & Buscema, M. (2021). Artificial intelligence to design collaborative strategy: An application to urban destinations. *Journal of Business Research*, 129, 936-948.
 48. De Mattos, C. S., Pellegrini, G., Hagelaar, G., & Dolfmsa, W. (2024). Systematic literature review on technological transformation in SMEs: a transformation encompassing technology assimilation and business model innovation. *Management Review Quarterly*, 74(2), 1057-1095.
 49. Della Corte, G., Ricci, F., Modaffari, G., & Scafarto, V. (2021, November). Blockchain as a strategic enabler of agri-food sustainability. In *2021 IEEE international conference on technology management, operations and decisions (ICTMOD)* (pp. 1-6). IEEE.
 50. Dellarocas, C., Awad, N., & Zhang, X. (2004). Exploring the value of online reviews to organizations: Implications for revenue forecasting and planning.

51. Denić, N., Stojanović, K., & Popović, M. (2023). Intelligent systems in business function. *Ekonomski signali: poslovni magazin*, 18(1), 1-10.
52. Devi, K. G., Rath, M., & Linh, N. T. D. (Eds.). (2020). *Artificial intelligence trends for data analytics using machine learning and deep learning approaches*. CRC Press.
53. Dini, P., & Nachira, F. (2007). The paradigm of structural coupling in digital ecosystems. *The digital business ecosystem*. Edward Elgar Publishing Limited, Cheltenham, 33-38.
54. Dodge, J., Prewitt, T., Tachet des Combes, R., Odmark, E., Schwartz, R., Strubell, E., ... & Buchanan, W. (2022, June). Measuring the carbon intensity of ai in cloud instances. In *Proceedings of the 2022 ACM conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 1877-1894).
55. Doerr, J. (2018). *Measure what matters: How Google, Bono, and the Gates Foundation rock the world with OKRs*. Penguin
56. Droniou, A., Ivaldi, S., Stalph, P., Butz, M., & Sigaud, O. (2012, April). Learning velocity kinematics: Experimental comparison of on-line regression algorithms. In *Robotica* (pp. 15-20).
57. Du, X., Alghowinem, S., Taylor, M., Darling, K., & Breazeal, C. (2023, October). Innovating AI Leadership Education. In *2023 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1-8). IEEE.
58. Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management*, 48, 63-71.
59. Erkkilä, T. (2023). Global indicators and AI policy: Metrics, policy scripts, and narratives. *Review of Policy Research*, 40(5), 811-839.
60. Faheem, M., Aslam, M., & Kakolu, S. (2022). Artificial Intelligence in Investment Portfolio Optimization: A Comparative Study of Machine Learning Algorithms. *International Journal of Science and Research Archive*, 6(1), 335-342.
61. Fantoni, G., Al-Zubaidi, S. Q., Coli, E., & Mazzei, D. (2021). Automating the process of method-time-measurement. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 70(4), 958-982.

62. Feigenbaum, E. A. (1988). Artificial intelligence: Themes in the second decade. *Artificial Intelligence*, 38(3), 295–317.
63. Fiori, A. M., & Foroni, I. (2020). Prediction accuracy for reservation-based forecasting methods applied in revenue management. *International Journal of Hospitality Management*, 84, 102332.
64. Fomude, A. H., Yang, C., Agordzo, G. K., Serwah, A. V., & Abangbila, L. (2023, February). AI model to improve HR decision-making with machine learning predictions algorithm. In *2023 25th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)* (pp. 206-212). IEEE.
65. Fraise, H., & Laporte, M. (2022). Return on investment on artificial intelligence: The case of bank capital requirement. *Journal of Banking & Finance*, 138, 106401.
66. Galeotti, M. (2024). Dal sistema d'azienda al governo strategico. In *Scritti in onore di Umberto Bertini. Vol. 2.(DM)* (pp. 835-845). FrancoAngeli.
67. Galeotti, M., & Garzella, S. (Eds.). (2013). *Governo strategico dell'azienda: Prefazione del Prof. Umberto Bertini*. G Giappichelli Editore.
68. Galeotti, M., Garzella, S., Fiorentino, R., & Della Corte, G. (2016). The strategic intelligence implications for information systems. *Management Control: 1, 2016*, 105-123.
69. Garzella, S., Capurro, R., & Galeotti, M. (2018). Mondo reale-tradizionale e mondo digitale, strategie aziendali e web intelligence: il futuro del controllo e della gestione delle informazioni. *Management Control: 2 supplemento, 2018*, 83-111.
70. Gibson, P., & Macek, J. (2021). Sustainable industrial big data, automated production processes, and cyber-physical system-based manufacturing in smart networked factories. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 9(3), 22-34.
71. Gin, G. K. (2025). Advancing Artificial Intelligence and Machine Learning for Adaptive Decision-Making and Enhanced Predictive Analytics. *Journal ID*, 1248, 5632.
72. Golderzahi, V., & Pao, H. K. K. (2024). Revenue forecasting in smart retail based on customer clustering analysis. *Internet of Things*, 27, 101286.

73. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
74. Goswami, M., Daultani, Y., Chan, F. T., & Pratap, S. (2022). Assessing the impact of supplier benchmarking in manufacturing value chains: an Intelligent decision support system for original equipment manufacturers. *International Journal of Production Research*, 60(24), 7411-7435.
75. Grandhi, B., Patwa, N., & Saleem, K. (2021). Data-driven marketing for growth and profitability. *EuroMed Journal of Business*, 16(4), 381-398.
76. Hagedoorn, J., & Schakenraad, J. (1992). Leading companies and networks of strategic alliances in information technologies. *Research Policy*, 21(2), 163-190.
77. Haithcoat, T., Likholetov, V., Kaupp, V., Doorn, B., Tralli, D., van Leeuwen, W., ... & Hutchinson, C. (2005). Benchmarking the performance of a decision support system. In *Proceedings of 31st International Symposium on Remote Sensing of Environment: Global Monitoring for Sustainability and Security* (pp. 20-24).
78. Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Antunes Marante, C. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of management studies*, 58(5), 1159-1197.
79. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.
80. Hossain, M. A., Agnihotri, R., Rushan, M. R. I., Rahman, M. S., & Sumi, S. F. (2022). Marketing analytics capability, artificial intelligence adoption, and firms' competitive advantage: Evidence from the manufacturing industry. *Industrial Marketing Management*, 106, 240-255.
81. Hsiao, M. H. (2024). Resource integration and firm performance through organizational capabilities for digital transformation. *Digital Transformation and Society*, (ahead-of-print).
82. Huang, Z. X., Savita, K. S., & Zhong-jie, J. (2022). The Business Intelligence impact on the financial performance of start-ups. *Information Processing & Management*, 59(1), 102761.

83. Hussain, M. D., Rahman, M. H., & Ali, N. M. (2024). Artificial intelligence and machine learning enhance robot decision-making adaptability and learning capabilities across various domains. *International Journal of Science and Engineering*, 1(3), 14-27.
84. Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.
85. Iantorno, M. S., & Garza, J. (2024, November). Leveraging Artificial Intelligence Models Using Synthetic Data. In *Proceedings of the Future Technologies Conference* (pp. 56-66). Cham: Springer Nature Switzerland.
86. Irfan, M., Elhoseny, M., Kassim, S., & Metawa, N. (Eds.). (2023). *Advanced machine learning algorithms for complex financial applications*. IGI Global.
87. Jacobides, M. G., Cennamo, C., & Gawer, A. (2018). Towards a theory of ecosystems. *Strategic management journal*, 39(8), 2255-2276.
88. Jaillet, P., Loke, G. G., & Sim, M. (2022). Strategic workforce planning under uncertainty. *Operations Research*, 70(2), 1042-1065.
89. Jaleh, F., Saadati, P., Husamaldin, L., & Aladesuru, F. (2024, December). Data-Driven Strategic Workforce Planning in UK SMEs: A Comparative Analysis. In *2024 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)* (pp. 1-7). IEEE.
90. Jane, J. B., & Ganesh, E. N. (2019). A review on big data with machine learning and fuzzy logic for better decision making. *Int. J. Sci. Technol. Res*, 8(10), 1221-1225.
91. Johnson, C. D., Bauer, B. C., & Niederman, F. (2021). The automation of management and business science. *Academy of Management Perspectives*, 35(2), 292-309.
92. Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.
93. Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri in my hand, who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.

94. Karamatzanis, G., Tilba, A., & Nikolopoulos, K. (2025). Corporate Governance Reporting, Disclosures, Monitoring, and Decision-Making: The Role of Big Data Analytics and Technological Tools. *Corporate Governance: An International Review*.
95. Kašparová, P. (2022). New approaches to the application of business intelligence in the strategic management process. *Science of Economics*, 33.
96. Kaur, J., & Gill, N. S. (2019). *Artificial Intelligence and deep learning for decision makers: a growth hacker's guide to cutting edge technologies*. BPB Publications.
97. Keen, P. G. (1980, June). Decision support systems: a research perspective. In *Decision support systems: Issues and challenges: Proceedings of an international task force meeting* (pp. 23-44).
98. Khawaldeh, K., Awamleh, F. T., Al-Shibly, M. S., & Al-Kharabsheh, A. (2025). Data-driven strategic planning: The mediating role of the Blockchain-based supply chain in enhancing digital logistics performance. *International Journal of Innovative Research and Scientific Studies*, 8(1), 2680-2687.
99. King, K. (2019). *Using Artificial Intelligence in Marketing: How to harness AI and maintain the competitive edge*. Kogan Page Publishers.
100. Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
101. Komolafe, A. M., Aderotoye, I. A., Abiona, O. O., Adewusi, A. O., Obijuru, A., Modupe, O. T., & Oyeniran, O. C. (2024). Harnessing business analytics for gaining competitive advantage in emerging markets: A systematic review of approaches and outcomes. *International journal of management & entrepreneurship research*, 6(3), 838-862.
102. Konopik, J., Jahn, C., Schuster, T., Hoßbach, N., & Pflaum, A. (2022). Mastering the digital transformation through organizational capabilities: A conceptual framework. *Digital Business*, 2(2), 100019.
103. Krikler, S., Dolberger, D., & Eckel, J. (2004). Method and tools for insurance price and revenue optimisation. *Journal of Financial Services Marketing*, 9(1), 68-79.

104. Kumar, V., & Garg, M. L. (2018). Predictive analytics: a review of trends and techniques. *International Journal of Computer Applications*, 182(1), 31-37.
105. Kureljusic, M., & Reisch, L. (2022). Revenue forecasting for European capital market-oriented firms: A comparative prediction study between financial analysts and machine learning models. *Corporate Ownership & Control*, 19(2), 159-178.
106. Lachance, E., Lehoux, N., & Blanchet, P. (2022, June). Automated and robotized processes in the timber-frame prefabrication construction industry: A state of the art. In *2022 IEEE 6th International Conference on Logistics Operations Management (GOL)* (pp. 1-10). IEEE.
107. Lau, H. C. W., Lee, W. B., & Lau, P. K. (2001). Development of an intelligent decision support system for benchmarking assessment of business partners. *Benchmarking: An International Journal*, 8(5), 376-395.
108. Lazaroiu, G., Androniceanu, A., Grecu, I., Grecu, G., & Neguriță, O. (2022). Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing. *Oeconomia Copernicana*, 13(4), 1047-1080.
109. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
110. Li, X., Nsofor, G. C., & Song, L. (2009). A comparative analysis of predictive data mining techniques. *International Journal of Rapid Manufacturing*, 1(2), 150-172.
111. Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability: In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57.
112. Liu, S., Duffy, A. H., Whitfield, R. I., & Boyle, I. M. (2010). Integration of decision support systems to improve decision support performance. *Knowledge and Information Systems*, 22, 261-286.

113. Liu, W., Huang, G., Zheng, A., & Liu, J. (2020). Research on the optimization of IIoT data processing latency. *Computer communications*, 151, 290-298.
114. Lorenz, T., & Homburg, C. (2018). Determinants of analysts' revenue forecast accuracy. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 51, 389-431.
115. Lui, A. K., Lee, M. C., & Ngai, E. W. (2022). Impact of artificial intelligence investment on firm value. *Annals of Operations Research*, 308(1), 373-388.
116. Maddula, S. S. (2018). The impact of AI and Reciprocal symmetry on organizational culture and leadership in the digital economy. *Engineering International*, 6(2), 201-210.
117. Mäkiäho, M. (2019). Accuracy of revenue forecasting as a developer of financial management in the construction industry: Case Skanska.
118. Manglik, A., & Singh, J. (2022, November). Business Intelligence Using Machine Learning. In *2022 International Conference on Smart and Sustainable Technologies in Energy and Power Sectors (SSTEPS)* (pp. 110-112). IEEE.
119. Marakas, G. M. (2003). *Decision support systems in the 21st century* (Vol. 134). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
120. Mariam, S. (2025). Exploring Collaboration and Partnerships: A Qualitative Study on Strategic Alliances and Business Networking for Value Creation. *Golden Ratio of Marketing and Applied Psychology of Business*, 5(2), 386-399.
121. McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence* [Manoscritto inedito].
122. McNair, D. (2023). Artificial intelligence and machine learning for lead-to-candidate decision-making and beyond. *Annual review of pharmacology and toxicology*, 63(1), 77-97.
123. Meyer, M., Frank, M., Massmann, M., & DUMITRESCU, I. R. (2020). Research and Consulting in Data-Driven Strategic Product Planning. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, 18(2), 55-61.

124. Mishev, K., Gjorgjevikj, A., Vodenska, I., Chitkushev, L., Souma, W., & Trajanov, D. (2019, December). Forecasting corporate revenue by using deep-learning methodologies. In *2019 International Conference on Control, Artificial Intelligence, Robotics & Optimization (ICCAIRO)* (pp. 115-120). IEEE.
125. Morgan, J. P., Gordon, D. A., Klug, M. S., Perry, P. E., & Barre, P. S. (1995). Dynamic digital traction for unstable comminuted intra-articular fracture-dislocations of the proximal interphalangeal joint. *The Journal of hand surgery*, 20(4), 565-573.
126. Mou, X. (2019). Artificial intelligence: investment trends and selected industry uses. *International Finance Corporation*, 8(2), 311-320.
127. Muntean, M. (2018). Business intelligence issues for sustainability projects. *Sustainability*, 10(2), 335.
128. Murire, O. T. (2024). Artificial Intelligence and Its Role in Shaping Organizational Work Practices and Culture. *Administrative Sciences*, 14(12), 316.
129. Nadkarni, S., & Prögl, R. (2021). Digital transformation: a review, synthesis and opportunities for future research. *Management review quarterly*, 71, 233-341.
130. Nagy, Z. (2018). *Artificial Intelligence and Machine Learning Fundamentals: Develop real-world applications powered by the latest AI advances*. Packt Publishing Ltd.
131. Najat, T. (2024, May). Digitalization and Business Automation for an Effective Supply Chain Integration: A literature review. In *2024 IEEE 15th International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)* (pp. 1-7). IEEE.
132. Naqvi, A. (2021). *Artificial intelligence for asset management and investment: a strategic perspective*. John Wiley & Sons.
133. Naser, M. Z., & Alavi, A. H. (2023). Error metrics and performance fitness indicators for artificial intelligence and machine learning in engineering and sciences. *Architecture, Structures and Construction*, 3(4), 499-517.

134. Nerantzidis, M. (2018). Enhancing financial reporting: challenges and opportunities in corporate governance statements. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 18(5), 773-778.
135. Nerantzidis, M. (2018). Enhancing financial reporting: challenges and opportunities in corporate governance statements. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 18(5), 773-778.
136. Nguyen, P. T., & Lee, Y. C. (2017). An Application of Support Vector Machines to Customer Loyalty Classification of Korean Retailing Company Using R Language. *The Journal of Information Systems*, 26(4), 17-37.
137. Nilsson, N. J. (2010). *The quest for artificial intelligence*. Cambridge University Press.
138. Nozari, H., & Sadeghi, M. E. (2021). Artificial intelligence and Machine Learning for Real-world problems (A survey). *International Journal of Innovation in Engineering*, 1(3), 38-47.
139. Nyoto, N., Nyoto, R. L. V., & Renaldo, N. (2024). The Bright Side of Artificial Intelligence in Corporate Leadership: A Rapid Literature Review of the Past Five Years. *Journal of Applied Business and Technology*, 5(3), 193-201.
140. Ochuba, N. A., Amoo, O. O., Akinrinola, O., Usman, F. O., & Okafor, E. S. (2024). Market expansion and competitive positioning in satellite telecommunications: A review of analytics-driven strategies within the global landscape. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(3), 567-581.
141. Olson, D. L., Delen, D., Olson, D. L., & Delen, D. (2008). Performance evaluation for predictive modeling. *Advanced data mining techniques*, 137-147.
142. Omol, E. J. (2024). Organizational digital transformation: from evolution to future trends. *Digital Transformation and Society*, 3(3), 240-256.
143. Orlikowski, W. J. (1996). Improvising organizational transformation over time: A situated change perspective. *Information systems research*, 7(1), 63-92.
144. Paoloni, P., Manzo, M., & Procacci, V. (2023). The impact of the pandemic crisis on the digital transition process of Italian SMEs. *Management Control*, (2023/2 Suppl.).

145. Pashkov, P., & Pelykh, V. (2021). A conceptual framework of developing ecosystem strategies for digital financial services. In *CEUR Workshop Proceedings* (Vol. 23, pp. 48-58).
146. Paul, R. (2024). European artificial intelligence “trusted throughout the world”: Risk-based regulation and the fashioning of a competitive common AI market. *Regulation & Governance*, 18(4), 1065-1082.
147. Pereira, L. N., & Cerqueira, V. (2022). Forecasting hotel demand for revenue management using machine learning regression methods. *Current Issues in Tourism*, 25(17), 2733-2750.
148. Poess, M., Smith, B., Kollar, L., & Larson, P. (2002, June). Tpc-ds, taking decision support benchmarking to the next level. In *Proceedings of the 2002 ACM SIGMOD international conference on Management of data* (pp. 582-587).
149. Pour, M. J., & Emami, S. A. (2023, May). Designing an Integrated Methodology for Data-Driven Marketing Strategic Planning. In *2023 9th International Conference on Web Research (ICWR)* (pp. 289-293). IEEE.
150. Pourshahid, A., Johari, I., Richards, G., Amyot, D., & Akhigbe, O. S. (2014). A goal-oriented, business intelligence-supported decision-making methodology. *Decision Analytics*, 1, 1-36.
151. Pundir, A. K., Ganapathy, L., Maheshwari, P., & Kumar, M. N. (2020, November). Machine learning for revenue forecasting: A case study in retail business. In *2020 11th IEEE Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)* (pp. 0201-0207). IEEE.
152. Quionero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., & Lawrence, N. D. (Eds.). (2009). *Dataset shift in machine learning*. The MIT Press.
153. Raghav, Y. Y., Tipu, R. K., Bhakhar, R., Gupta, T., & Sharma, K. (2024). The Future of Digital Marketing: Leveraging Artificial Intelligence for Competitive Strategies and Tactics. In *The Use of Artificial Intelligence in Digital Marketing: Competitive Strategies and Tactics* (pp. 249-274). IGI Global.

154. Ramesh, D., & Katheria, Y. S. (2019). Ensemble method based predictive model for analyzing disease datasets: a predictive analysis approach. *Health and Technology*, 9, 533-545.
155. Rane, N. L., Paramesha, M., Choudhary, S. P., & Rane, J. (2024). Artificial intelligence, machine learning, and deep learning for advanced business strategies: a review. *Partners Universal International Innovation Journal*, 2(3), 147-171.
156. Ravichandran, K. S., Thirunavukarasu, P., Nallaswamy, R., & Babu, R. (2005). Estimation of return on investment in share market through ANN. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 3, 44-54.
157. Ren, J. (2021). Research on financial investment decision based on artificial intelligence algorithm. *IEEE Sensors Journal*, 21(22), 25190-25197.
158. Reyes-Menendez, A., Clemente-Mediavilla, J., & Villagra, N. (2023). Understanding STI and SDG with artificial intelligence: A review and research agenda for entrepreneurial action. *Technological Forecasting and Social Change*, 196, 122785.
159. Rinderle-Ma, S., & Mangler, J. (2021, August). Process automation and process mining in manufacturing. In *International conference on business process management* (pp. 3-14). Cham: Springer International Publishing.
160. Rodgers, W., Murray, J. M., Stefanidis, A., Degbey, W. Y., & Tarba, S. Y. (2023). An artificial intelligence algorithmic approach to ethical decision-making in human resource management processes. *Human resource management review*, 33(1), 100925.
161. Roetzer, P., & Kaput, M. (2022). *Marketing artificial intelligence: AI, marketing, and the future of business*. BenBella Books.
162. Roohani, S., Furusho, Y., & Koizumi, M. (2009). XBRL: Improving transparency and monitoring functions of corporate governance. *International Journal of Disclosure and Governance*, 6(4), 355-369.
163. Roy, Y., & Kaur, S. (2023). Revenue Forecasting Using Machine Learning Models. *Explainable Machine Learning Models and Architectures*, 155-170.
164. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536.

165. Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
166. Salam, K. N., Aslim, S., Palinggi, P. P. H., Marsela, I., & Megawaty, M. (2025). Analysis of Effective Marketing Strategies in Facing Tight Competition in the Marketplace Global. *Paradoks: Jurnal Ilmu Ekonomi*, 8(2), 525-539.
167. Saleem, A., Sun, H., Aslam, J., & Kim, Y. (2024). Impact of smart factory adoption on manufacturing performance and sustainability: an empirical analysis. *Business Process Management Journal*.
168. Salemi Najafabadi, M., Sa'adatfar, N., & Karimi, F. (2015). Estimating the return on investment opportunities in financial markets due to their interaction relation and establishing optimized portfolio by Artificial Intelligence. *Journal of Asset Management and Financing*, 2(4), 35-50.
169. Saranani, F., Ausat, A. M. A., & Rijal, S. (2024). Organizational Transformation Through Business Innovation and Disruptive Technology: Value-Based Leadership in Shaping a Dynamic and Adaptive Organizational Culture. *Journal of Contemporary Administration and Management (ADMAN)*, 2(1), 451-457.
170. Scafarto, V., Dalwai, T., Ricci, F., & Della Corte, G. (2023). Digitalization and firm financial performance in healthcare: the mediating role of intellectual capital efficiency. *Sustainability*, 15(5), 4031.
171. Schrage, M., Kiron, D., Candelon, F., Candelon, O., Khodabandeh, S., & Chu, M. (2023). Improve Key Performance Indicators With AI. *MIT Sloan management review*, 64(4), 1-7.
172. Seth, P., & Sankarapu, V. K. (2025). Bridging the Gap in XAI-Why Reliable Metrics Matter for Explainability and Compliance. *arXiv preprint arXiv:2502.04695*.
173. Seyedzadeh, S., Rahimian, F. P., Oliver, S., Rodriguez, S., & Glesk, I. (2020). Machine learning modelling for predicting non-domestic buildings energy performance: A model to support deep energy retrofit decision-making. *Applied Energy*, 279, 115908.

174. Shao, C., Yang, Y., Juneja, S., & GSeetharam, T. (2022). IoT data visualization for business intelligence in corporate finance. *Information Processing & Management*, 59(1), 102736.
175. Sharma, S., Sarkar, P., Rajalakshmi, B., Lakhanpal, S., Sumalatha, I., & Joshi, A. (2024, May). Machine Learning-based Predictive Analytics for Financial Planning and Budgeting in ERP Systems. In *2024 International Conference on Communication, Computer Sciences and Engineering (IC3SE)* (pp. 1558-1563). IEEE.
176. Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & Von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California management review*, 61(4), 66-83.
177. Siderska, J., Aunimo, L., Süße, T., von Stamm, J., Kedziora, D., & Aini, S. N. B. M. (2023). Towards Intelligent Automation (IA): literature review on the evolution of Robotic Process Automation (RPA), its challenges, and future trends. *Engineering Management in Production and Services*, 15(4).
178. Singh, S. (2023, December). Leadership Challenges and Strategies in the Era of AI Transformation. In *2023 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)* (pp. 119-124). IEEE.
179. Singh, V., Chen, S. S., Singhanian, M., Nanavati, B., & Gupta, A. (2022). How are reinforcement learning and deep learning algorithms used for big data based decision making in financial industries—A review and research agenda. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(2), 100094.
180. Smuha, N. A. (2021). From a ‘race to AI’ to a ‘race to AI regulation’: regulatory competition for artificial intelligence. *Law, Innovation and Technology*, 13(1), 57-84.
181. Srivastava, G., S, M., Venkataraman, R., V, K., & N, P. (2022). A review of the state of the art in business intelligence software. *Enterprise Information Systems*, 16(1), 1-28.
182. Stafford, E. R. (1994). Using co-operative strategies to make alliances work. *Long Range Planning*, 27(3), 64-74.

183. Subramaniam, M. (2020). Digital ecosystems and their implications for competitive strategy. *Journal of Organization Design*, 9, 1-10.
184. Subramaniam, M., Iyer, B., & Venkatraman, V. (2019). Competing in digital ecosystems. *Business Horizons*, 62(1), 83-94.
185. Sun, Y. C., Cosgun, O., Sharman, R., Mulgund, P., & Delen, D. (2024). A stochastic production frontier model for evaluating the performance efficiency of artificial intelligence investment worldwide. *Decision Analytics Journal*, 12, 100504.
186. Sutton, R. S. (2018). Reinforcement learning: An introduction. *A Bradford Book*.
187. Tannu, S. S., & Qureshi, M. K. (2019, October). Mitigating measurement errors in quantum computers by exploiting state-dependent bias. In *Proceedings of the 52nd annual IEEE/ACM international symposium on microarchitecture* (pp. 279-290).
188. Teixeira, S., & Remondes, J. (Eds.). (2023). *The Use of Artificial Intelligence in Digital Marketing: Competitive Strategies and Tactics: Competitive Strategies and Tactics*. IGI Global.
189. Tien, J. M. (2017). Internet of things, real-time decision making, and artificial intelligence. *Annals of Data Science*, 4, 149-178.
190. Topaloglu, G., Kalaycı, T. A., Pekel, K., & Akay, M. F. (2023). Revenue forecast models using hybrid intelligent methods. *Int. J. Math. Comput. Eng*, 2, 117-122.
191. Trueman, B., Wong, M. F., & Zhang, X. J. (2001). Back to basics: Forecasting the revenues of Internet firms. *Review of Accounting Studies*, 6, 305-329.
192. Tseng, M. L., Tan, R. R., & Siriban-Manalang, A. B. (2013). Sustainable consumption and production for Asia: Sustainability through green design and practice. *Journal of Cleaner Production*, 40, 1–5.
193. Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
194. Ukhalkar, P., Bhate, M., & Hingane, S. (2023, August). Artificial Intelligence, Machine Learning, and Natural Language Processing Capabilities

- in Modern Business Intelligence. In *2023 7th International Conference On Computing, Communication, Control And Automation (ICCUBEA)* (pp. 1-5). IEEE.
195. Usai, A., Fiano, F., Petruzzelli, A. M., Paoloni, P., Briamonte, M. F., & Orlando, B. (2021). Unveiling the impact of the adoption of digital technologies on firms' innovation performance. *Journal of Business Research*, 133, 327-336.
 196. Valaskova, K., Ward, P., & Svabova, L. (2021). Deep learning-assisted smart process planning, cognitive automation, and industrial big data analytics in sustainable cyber-physical production systems. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 9(2), 9-20.
 197. Valdez-De-Leon, O. (2019). How to develop a digital ecosystem: A practical framework. *Technology Innovation Management Review*, 9(8).
 198. Van Leeuwen, W., Hutchinson, C., Drake, S., Doorn, B., Kaupp, V., Haithcoat, T., ... & Tralli, D. (2011). Benchmarking enhancements to a decision support system for global crop production assessments. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8054-8065.
 199. Vashishth, T. K., Sharma, V., Sharma, K. K., Kumar, B., Chaudhary, S., & Panwar, R. (2024). AI and data analytics for market research and competitive intelligence. In *AI and Data Analytics Applications in Organizational Management* (pp. 155-180). IGI Global Scientific Publishing.
 200. Velte, P. (2014). Improving corporate governance quality through modern controlling-Integrated reporting in the German two tier system. *Business and Economics Journal*, 5(1), 1.
 201. Vihinen, M. (2012, June). How to evaluate performance of prediction methods? Measures and their interpretation in variation effect analysis. In *BMC genomics* (Vol. 13, pp. 1-10). BioMed Central.
 202. Vlasov, M., & Lapteva, A. (2022, October). Methods for evaluating the cost-effectiveness of using AI for production automation. In *International scientific conference on Digital Transformation in Industry: Trends, Management, Strategies* (pp. 281-296). Cham: Springer Nature Switzerland.
 203. Vonortas, N., & Zirulia, L. (2015). Strategic technology alliances and networks. *Economics of Innovation and New Technology*, 24(5), 490-509.

204. Wessel, L., Baiyere, A., Ologeanu-Taddei, R., Cha, J., & Blegind-Jensen, T. (2021). Unpacking the difference between digital transformation and IT-enabled organizational transformation. *Journal of the Association for information systems*, 22(1), 102-129.
205. Whitfield, R. I., & Duffy, A. H. B. (2013). Extended revenue forecasting within a service industry. *International Journal of Production Economics*, 141(2), 505-518.
206. Williams, S., & Williams, N. (2010). *The profit impact of business intelligence*. Elsevier.
207. Wong, A., Tjosvold, D., & Zhang, P. (2005). Developing relationships in strategic alliances: Commitment to quality and cooperative interdependence. *Industrial marketing management*, 34(7), 722-731.
208. Würfel, M., Han, Q., & Kaiser, M. (2021, December). Online advertising revenue forecasting: An interpretable deep learning approach. In *2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 1980-1989). IEEE.
209. Yousefpour, A., & Farahani, H. M. (2022). Prediction and classification of financial criteria of management control system in manufactories using deep interaction neural network (DINN) and machine learning. *Complexity*, 2022(1), 2295105.
210. Zhang, H. (2022). A deep learning model for ERP enterprise financial management system. *Advances in Multimedia*, 2022(1), 5783139.
211. Zhang, X., Xu, Y., & Ma, L. (2022). Research on successful factors and influencing mechanism of the digital transformation in SMEs. *Sustainability*, 14(5), 2549.
212. Zhang, Y. J., Zhang, H., & Gupta, R. (2023). A new hybrid method with data-characteristic-driven analysis for artificial intelligence and robotics index return forecasting. *Financial Innovation*, 9(1), 75.
213. Zhang, Y., & Huang, F. (2024). Enhancing Corporate Performance Through Transformational Leadership in AI-driven ERP Systems. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 9(2).

214. Zhu, M., & Abd Rani, N. S. (2024). Leadership in the Era of Artificial Intelligence: Understanding the Intersection of Human and Machine Leadership in China. *Uniglobal Journal of Social Sciences and Humanities*, 3(2), 308-316.